

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO  
CENTRO TECNOLÓGICO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

THIAGO LOUREIRO CARVALHO

**Sistema para Análise da Marcha Humana Baseado em Múltiplos Sensores  
Kinect v2**

VITÓRIA  
2018

THIAGO LOUREIRO CARVALHO

**Sistema para Análise da Marcha Humana Baseado em Múltiplos Sensores  
Kinect v2**

Dissertação apresentada ao programa de pós-graduação em Engenharia em Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores

Prof. Dr. Anselmo Frizera Neto

Prof. Dr. Teodiano Freire Bastos

VITÓRIA

2018

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)  
(Biblioteca Setorial Tecnológica,  
Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

---

C331s      Carvalho, Thiago Loureiro, 1990-  
Sistema para análise da marcha humana baseado em  
múltiplos kinect v2 / Thiago Loureiro Carvalho. – 2018.  
93 f. : il.

Orientador: Anselmo Frizera Neto.  
Coorientador: Teodiano Freire Bastos Filho.  
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) –  
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Marcha humana – Análise. 2. Multisensor para fusão de  
dados. 3. Kinect (Controlador programável). 4. Multicâmera.  
5. Rede de câmeras. I. Frizera Neto, Anselmo. II. Bastos Filho,  
Teodiano Freire. III. Universidade Federal do Espírito Santo.  
Centro Tecnológico. IV. Título.

CDU: 621.3

THIAGO LOUREIRO CARVALHO

**Sistema para Análise da Marcha Humana Baseado em Múltiplos Sensores  
Kinect v2**

Dissertação apresentada ao programa de pós-graduação em Engenharia em Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Cômite:

Data: Março 2018

---

Prof. Dr. Anselmo Frizera Neto

Orientador. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo

---

Prof. Dr. Teodiano Freire Bastos Filho

Coorientador. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo

---

Prof. Dra. Natália Madalena Rinaldi

Centro de Educação Física e Desportos, Universidade Federal do Espírito Santo

---

Prof. Dra. Eliete Maria de Oliveira Caldeira

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo

VITÓRIA

2018



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a minha mãe, Klitia, minha melhor amiga, por todo apoio, amor e ensinamentos, não apenas neste momento, mas pelo que foi me dado durante toda minha vida.

Ao meu pai e toda minha família, pelo exemplo e pelo carinho.

Aos meus amigos do LAI, o Andrés, a Carol, a Mariana, a Camila, a Thalyssa, o Nicolás, a Letícia e a Laura pelo companheirismo, força, paciência e por toda ajuda que me proporcionaram.

Aos Professores Anselmo e Teodiano pelo apoio, pelas oportunidades e ensinamentos.

A todos os meus amigos, pelos momentos mais incríveis e inigualáveis que passamos, levarei-os por toda minha vida.

## Resumo

Doenças como Parkinson, esclerose múltipla e artrite reumática podem afetar algumas características da marcha normal das pessoas, causando problemas de mobilidade, interferindo na qualidade de suas vidas. Ferramentas de análise de marcha podem ser bastante úteis no diagnóstico dessas doenças e na reabilitação motora de pacientes. No entanto, o alto custo de ferramentas comerciais para análise de marcha inviabiliza seu uso em clínicas de pequeno porte.

Este trabalho propõe um sistema multi-câmeras RGBd de baixo custo (Kinect v2) para identificação da posição do centro de massa e das articulações humanas para análise de marcha. O Kinect v2 tem vantagens em relação a outros sistemas de visão computacional utilizados para análise de marcha: baixo custo e ausência da necessidade de utilização de marcadores reflexivos sobre o corpo humano. Entretanto, a utilização de vários sensores traz a necessidade de sincronização e calibração extrínseca da rede de câmeras, além da fusão dos dados. Porém, aumenta a área de captura, evita problemas de oclusão e pode-se melhorar a precisão na medição dos parâmetros de interesse. É utilizado um filtro de Kalman para a associação dos dados dos sensores e, a partir deles, calculam-se parâmetros espaço-temporais da marcha: comprimento do passo, comprimento da passada, velocidade da marcha e cadência.

Testes preliminares indicam que a fusão de dados a partir do filtro de Kalman funciona bem. Os experimentos de validação da precisão do cálculo dos parâmetros pelo sistema mostram que os parâmetros estimados são coerentes com o esperado. Também foi possível perceber a consistência nas estimações feitas, pois o desvio padrão é pequeno em todos os experimentos. Foram também calculados os parâmetros de marcha livre dos participantes, sendo que os resultados são compatíveis com os resultados encontrados na literatura. Os passos calculados utilizando o sistema proposto possuem, em média, 0,66 m de comprimento com desvio padrão de 0,04 m para uma velocidade média de 1,04 m/s, muito próximo aos resultados encontrados na literatura (0,7 m, com desvio padrão de 0,06 m, para uma velocidade média de 1,2 m/s).

Com o sistema desenvolvido foi possível calcular dos parâmetros espaço temporais de forma coerente e consistente a partir de três sensores de baixo custo (Kinect v2) sem a utilização de marcadores no corpo do usuário.

**Palavras chave:** Análise da marcha, Fusão de dados, Multi-câmeras, Kinect.

## Abstract

Diseases like Parkinson, multiple sclerosis and rheumatoid arthritis can affect some characteristics of people's normal gait, causing mobility problems that interfere with their quality of life. The use of gait analysis has applications in sports, physiotherapy, and medicine and is very important for the diagnosis of some diseases. Gait analysis tools can be very useful in the treatment of various diseases and in motor rehabilitation of patients. However, the high cost of commercial tools for gait analysis makes it unfeasible for use in small clinics.

This work proposes an RGBd (Kinect v2) multi-camera system to identify the position of the human's center of mass and joints for gait analysis. Kinect v2 also has advantages over other computer vision systems used for gait analysis: low cost and no need to use reflective markers on the human's body. However, the use of several sensors brings the need for synchronization and extrinsic calibration of the camera network, in addition to data fusion. Yet, the capture area increases, problems of occlusion are avoided and the precision in the measurement of parameters can be improved. From the data provided by the system, spatio-temporal parameters of the gait can be calculated: step length, stride length, gait speed and cadence.

Preliminary tests indicate that the data fusion with the Kalman filter works well. The validation experiments of the precision for calculation of the parameters by the system show that the estimated parameters are coherent with the expected ones. It was also possible to perceive a consistency in the estimates, because, the standard deviation is small in all the experiments. The participant's free gait parameters were also calculated, and the results are compatible with the results found in the literature. The calculated steps using the proposed system have mean of 0,66 m in length with a standard deviation of 0,04 m for an average speed of 1,04 m/s, very close to the results found in the literature (0,7 m, with a standard deviation of 0,06 m, for an average velocity of 1,2 m/s).

With the developed system was possible to calculate the temporary space parameters consistently and coherently from three low-cost sensors (Kinect v2) without using markers on the user's body.

**Keywords:** Gait analysis, Data fusion, Multi-cameras, Kinect.



## Lista de Figuras

Figura 2.1 Posições das pernas e eventos do ciclo de marcha.....	24
Figura 2.2 Posição anatômica, com três planos de referência. Planos Sagital, frontal e transversal.....	26
Figura 2.3 Diagrama ilustrando a solução inversa do modelo de articulação-segmento para o cálculo de alguns parâmetros cinéticos (forças e momentos).....	28
Figura 2.4 Câmera Bonita Vicon.....	32
Figura 2.5 Câmera IR BTS SMART-DX.....	32
Figura 2.6 BTS GaitLab.....	33
Figura 2.7 Câmera OQUS.....	34
Figura 2.8 Câmera OptiTrack Prime 13W.....	34
Figura 3.1 Microsoft Kinect v2.....	37
Figura 3.2 Princípio de medição do ToF.....	39
Figura 3.3 Diagrama de alto nível do OpenNI 2.....	41
Figura 3.4 Articulações fornecidas pelo NiTE.....	42
Figura 3.5 Projeção em Perspectiva. Ponto P projetado em um pixel do sensor.....	43
Figura 3.6 Sessão horizontal da Figura 3.5.....	44
Figura 3.7 Sessão vertical da Figura 3.5.....	44
Figura 3.8 Coordenadas 2D do sensor representado por uma janela retangular com estrutura ortogonal normalizada.....	46
Figura 3.9 Padrão de damas e ponto de referência global.....	48
Figura 3.10 Arquitetura do NTP.....	50
Figura 3.11 Algoritmo recursivo do filtro de Kalman.....	56
Figura 4.1 Topologia cliente/servidor do sistema com 3 sensores.....	60
Figura 4.2 Fluxograma de dados dos clientes.....	63
Figura 4.3 Fluxograma de dados do servidor.....	64
Figura 4.4 Configuração do sistema com três sensores para análise de marcha.....	66
Figura 4.5 Sistema multi-Kinect com três sensores.....	67
Figura 5.1 Simulação virtual das posições das articulações no RVIZ utilizando três sensores Kinect.....	69
Figura 5.2 Gráfico dos dados de posição do pé esquerdo. Azul: medidas não filtradas, vermelho: medidas com KF <i>online</i> , amarelo: medidas com KF <i>offline</i> .....	70

Figura 5.3 Gráfico dos dados de posição do pé direito. Azul: medidas não filtradas, vermelho: medidas com KF <i>online</i> , amarelo: medidas com KF <i>offline</i> . .....	71
Figura 5.4 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF <i>online</i> mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do pé direito. ....	72
Figura 5.5 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF <i>online</i> mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do pé esquerdo. ....	72
Figura 5.6 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF <i>online</i> mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do centro de massa. ....	73
Figura 5.7 Deslocamento dos pés na direção da marcha em Müller et al. (2017).....	73
Figura 5.8 Deslocamento dos pés na direção da marcha adquirida pelo sistema proposto. ....	74
Figura 5.9 Pontos estimados dos momentos em que o participante pisa nos marcadores, utilizados para o cálculo dos parâmetros. ....	75
Figura 5.10 <i>Frames</i> contendo o momento do toque do calcanhar no chão ( <i>Heel Strike</i> ) . ....	77
Figura 5.11 Pontos de contato do pé identificados pelos <i>frames</i> .....	78

## **Lista de Tabelas**

Tabela 2.1 Parâmetros baseados no ângulo das articulações, importantes para análise de marcha .....	27
Tabela 3.1 Características do sensor Kinect v2. ....	38
Tabela 5.1 Média e desvio padrão dos parâmetros de marcha calculados de cada participante no Experimento 1. ....	76
Tabela 5.2 Média e desvio padrão dos parâmetros de marcha livre calculados de cada participante no Experimento 2.....	78

## Lista de Abreviações e Siglas

API	<i>Application Programming Interface</i>
AVC	Acidente Vascular Cerebral
COM	<i>Center Of Mass</i>
CWIM	<i>Continuos Wave Intensity Modulation</i>
KF	<i>Kalman Filter</i>
EMG	<i>Electromyography</i>
FOV	<i>Field Of View</i>
GRF	<i>Ground Reaction Force</i>
HS	<i>Heel Strike</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
NTP	<i>Network Time Protocol</i>
NWS	<i>Non-wearable Systems</i>
QTM	<i>Qualisys Track Manager</i>
ROS	<i>Robot Operating System</i>
SDK	<i>Software Development Kit</i>
SCC	Sistema de Coordenadas de Câmera
TO	<i>Toe Off</i>
ToF	<i>Time-of-Flight</i>
UDP	<i>User Datagram Protocol</i>
VCM	<i>Vicon Clinical Manager</i>
WS	<i>Wearable Systems</i>

## Lista de Símbolos

$O$	Centro de projeção
$u$	Coordenada vertical do pixel
$v$	Coordenada horizontal do pixel
$S$	Plano do sensor
$ku$	Altura do pixel
$kv$	Largura do pixel
$f$	Distância entre o plano do sensor
$\bar{K}$	Matriz parâmetros intrínsecos das câmeras
$P_c$	Ponto a respeito do sistema de coordenadas da câmera
$K_k$	Ganho de Kalman
$P_w$	Ponto a respeito do sistema de coordenadas global
$Q$	Matriz de covariância do ruído da medida
$R$	Matriz de covariância do ruído do processo
$e_k$	Estimativa de erro posterior
$e_k^-$	Estimativa de erro a priori
$P_k$	Covariância do erro estimado a priori
$P_k^-$	Covariância do erro estimado posterior
$\hat{x}_k$	Medida estimada
$\hat{x}_k^-$	Medida estimada a priori
$z_k$	Medida atual

# Sumário

<b>Capítulo 1. INTRODUÇÃO.....</b>	<b>15</b>
1.1. Motivação .....	15
1.2. Objetivos .....	19
1.3. Justificativa .....	19
1.4. Organização do texto .....	22
<b>Capítulo 2. ESTADO DA ARTE .....</b>	<b>23</b>
2.1. Análise de marcha.....	23
2.1.1 Cinemática e parâmetros espaço-temporais da marcha.....	25
2.2. Sistemas para análise de marcha humana .....	28
2.2.1 Sensores vestíveis .....	29
2.2.2 Sensores não vestíveis .....	29
2.3. Sistemas de captura de movimentos baseados em visão/câmeras .....	30
2.3.1 Sistemas comerciais de análise de marcha baseados em câmeras.....	31
2.3.2 Sistemas para análise de marcha baseados em sensores RGBd .....	35
<b>Capítulo 3. MATERIAIS E MÉTODOS .....</b>	<b>37</b>
3.1. Microsoft Kinect v2 .....	37
3.1.1 Método para cálculo de profundidade <i>Time-of-Flight</i> .....	38
3.1.2 Kinect SDK e OpenNI/NiTE.....	40
3.2. Calibração .....	42
3.2.1 Modelo de câmera <i>Pin-hole</i> .....	43
3.2.2 Parâmetros intrínsecos e extrínsecos .....	45
3.3. Rede de sensores .....	48
3.3.1 <i>Robot Operating System</i> .....	49
3.3.2 Sincronização da rede de sensores.....	49
3.4. Fusão de dados.....	50
3.4.1 Filtros estimadores e fusão probabilística .....	52

3.4.2	Filtro de Kalman .....	52
<b>Capítulo 4.</b>	<b>SISTEMA MULTI-KINECT .....</b>	<b>58</b>
4.1.	Descrição do sistema .....	58
4.1.1.	Funcionamento do sistema .....	58
4.1.2.	Simulação e processamento de dados.....	65
4.2.	Protocolo de validação experimental .....	65
4.2.1.	Distribuição dos sensores Kinect.....	66
4.2.2.	Experimento 1 .....	67
4.2.3.	Experimento 2: estimação de parâmetros espaço temporais em marcha livre ...	68
4.3.	Considerações finais .....	68
<b>Capítulo 5.</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>69</b>
5.1.	Simulação virtual .....	69
5.2.	Processamento dos dados e análise do filtro de Kalman .....	70
5.3.	Resultados da validação experimental .....	74
5.3.1	Análise dos resultados do Experimento 1 .....	74
5.3.2	Análise dos resultados do Experimento 2 .....	77
<b>Capítulo 6.</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>80</b>
6.2.	Trabalhos futuros .....	81
6.3.	Publicações realizadas nesta pesquisa .....	82
<b>Referências Bibliográficas</b> .....		<b>84</b>





## Capítulo 1. INTRODUÇÃO

### 1.1. Motivação

A locomoção humana pode ser definida como a ação na qual o corpo muda de posição através do espaço em relação a algum ponto do ambiente (MEDVED, 2000). Andar é o meio natural de locomoção do ser humano, e é realizado a partir de movimentos coordenados dos segmentos do corpo, sendo resultado de um processo que envolve o sistema nervoso central, nervos periféricos, músculos, ossos e articulações (HAMILL e KNUTZEN, 2009; PONS et al., 2013). Isto permite ao ser humano desenvolver independência para realizar tarefas e atividades habituais e essenciais para sua participação social e vida cotidiana (SENDEN et al., 2012). A locomoção também pode ser feita de outras formas como correr, nadar, escalar, subir escadas e saltar.

A marcha humana é um indicador importante sobre a saúde das pessoas (GABEL et al., 2012). Algumas doenças ou deficiências podem alterar as características da marcha saudável de uma pessoa, causando o que é chamado de marcha patológica. Isto pode afetar diretamente na independência para a realização de atividades diárias, na participação social, e na qualidade de vida de pessoas que possuem essas doenças ou deficiências (WITTLE, 2007). Ao observar mudanças em aspectos da marcha, é possível obter informações valiosas para avaliar a progressão de doenças neurodegenerativas, como esclerose múltipla ou Parkinson, além de doenças sistêmicas e sequelas causadas por AVC (NWANNA, 2014).

Com o envelhecimento, fica-se mais suscetível a doenças que influenciam a marcha. O *World Population Ageing 2015* (UNITED NATIONS, 2015) mostra que a proporção da população global com 60 anos ou mais aumentou de 9,9 para 12,3 por cento entre 2000 e 2015, ou seja, em 2,3 por cento em relação à população global, gerando uma grande preocupação sobre o envelhecimento da população. A população de pessoas com 60 anos ou mais no Brasil passou de 12.8% para 14.4%, entre 2012 e 2016 (IBGE, 2017). Um dos problemas que podem comprometer a marcha humana é o aumento de fatores de risco de queda em pessoas idosas. Entre eles estão fraqueza muscular, alterações na marcha e obstáculos do ambiente (tapetes). Alguns desses fatores podem ser detectados através da análise de marcha, sendo possível fazer a prevenção de quedas (DUBOIS; CHARPILLET, 2014). Thaler-Kall et al. (2015)

mostram a partir de uma análise estatística que os parâmetros espaço temporais da marcha humana em pessoas idosas e/ou com histórico de queda possuem diferenças significativas.

A doença de Parkinson é considerada uma doença degenerativa relativa ao envelhecimento que afeta os núcleos da base do cérebro. Seus sintomas iniciais estão relacionados com alterações nos movimentos, incluindo tremor e distúrbios na marcha, tais como, alcance de movimentos limitados, alta variabilidade na flexão plantar, e cadência aumentada (TIEN et al., 2010). Tal como Parkinson, a esclerose múltipla afeta o sistema nervoso central, causando disfunção progressiva. Em estágios iniciais da doença são comuns déficit neurológicos variáveis, tais como, fraqueza motora, espasticidade e distúrbio sensorial, o que pode levar a um prejuízo significativo na realização da marcha (GIVON et al., 2009).

Artrite reumática e osteoartrite são doenças que envolvem degradação e/ou inflamação das articulações, causando inchaço, dor e disfunção no movimento. Muitas vezes causam deformações estruturais irreversíveis em estágios tardios da doença. Esta condição está aumentando constantemente na população e atinge fatores socioeconômicos no mundo, pois as pessoas afetadas tem dificuldade ou não conseguem realizar suas atividades cotidianas. A análise de marcha fornece informações importantes, necessárias tanto para entender a biomecânica no desenvolvimento da osteoartrite, quanto para o planejamento de intervenções terapêuticas (FAVRE; JOLLES, 2016). Também é utilizada em pacientes com artrite reumática para estimar disfunções na marcha das quais podem ser velocidade de caminhada reduzida, maior tempo de suporte duplo, evasão de posições extremas, além de avaliar melhorias do paciente durante e depois do tratamento (BAAN et al., 2012; METSIS et al., 2013).

Paralisia Cerebral é uma das causas mais comuns de disfunções neuro-motoras em crianças. Movimentos involuntários, espasticidade, problemas de equilíbrio e marcha instável são os sintomas mais frequentes. Crianças com paralisia cerebral possuem desvios complexos na marcha que se desenvolvem com o crescimento. Ferramentas de análise de marcha se mostraram importantes para a elaboração de estratégias direcionadas a intervenções e tratamentos, e também avaliar e entender os efeitos desses tratamentos (ARMAND et al., 2016; CIMOLIN et al., 2011; BOURGEOIS et al., 2014).

O Acidente Vascular Cerebral (AVC) é a interrupção do fornecimento de sangue para o cérebro devido ao rompimento de vasos sanguíneos cerebrais. Isto causa a morte de neurônios, provocando danos neurológicos permanentes e mau funcionamento da área afetada, o que

induz à perda da função neurológica, sendo uma das maiores causas de incapacidade motora e morte no mundo (ORGANIZATION, 2015). Pessoas que sofreram AVC podem apresentar sequelas sensório-motoras, musculoesqueléticas, cognitivas e na percepção, nas quais o prejuízo da função motora é um dos sintomas mais comuns (SIN; LEE, 2013), sendo que esta condição afeta profundamente a simetria e velocidade da marcha (HSU; TANG; JAN, 2003).

Ferimentos e lesões causados por acidentes, esportes e postura incorreta também podem causar deficiências na marcha que afetam a vida diária. Pessoas que sofreram danos na medula espinhal necessitam de tratamento de reabilitação para restaurar suas funções motoras e de marcha para recuperar sua capacidade de desempenho. Gil-Agudo et al. (2011) realizaram um estudo focado na biomecânica da marcha em pacientes com síndrome medular central, a qual provoca uma série de sintomas causados por uma lesão incompleta na medula espinhal. Parâmetros cinemáticos da marcha dos pacientes foram comparados com os parâmetros de um grupo de controle, dos quais, os padrões de marcha dos pacientes mostraram um alcance de movimento reduzido no plano sagital para o joelho e tornozelo, e um aumento na abdução do quadril para aumentar a base de suporte. Eles enfatizam a importância do uso de ferramentas de análise de marcha para intervenções ortopédicas e decisões cirúrgicas.

Pessoas que sofreram perda do membro inferior do corpo por amputação também enfrentam diversas dificuldades no dia a dia e podem ter problemas de mobilidade. As causas de amputação podem ser diversas, tais como, ferimentos, doenças, tumores, cirurgia. Próteses são necessárias para substituir a perda completa de membros. Também existe a necessidade dos amputados passarem por reabilitação para poder recuperar o máximo possível suas funções motoras. O desenvolvimento de próteses deve levar em consideração diversos aspectos, tais como, equilíbrio, dinâmica de atividades como subir escadas, correr, andar em plano inclinado, além do material, estética, conforto e custo da prótese (CZERNIECKI; GITTER, 1996). As limitações relacionadas à utilização das próteses são na maioria desconforto e ferimentos na pele, impossibilidade de andar longas distâncias, correr, pular. A análise de marcha foi utilizada em pesquisas recentes para avaliação do impacto da utilização de próteses ortopédicas (HERNÁNDEZ-CASTILLO; ÁLVAREZ-CAMACHO; SÁNCHEZ-ARÉVALO, 2013; BOFFANO et al., 2014).

Próteses elásticas passivas comerciais geralmente requerem um gasto de energia metabólica muito alto para se poder caminhar normalmente, levando o usuário a andar devagar e ter uma

biomecânica da marcha anormal comparada a não amputados. A utilização de próteses biônicas proporciona um gasto de energia metabólica, velocidade de caminhada e padrões biomecânicos parecidos com pessoas não amputadas (HERR; GRABOWSKI, 2012). Também ajudam a diminuir a fadiga dos usuários, mas necessitam uma análise detalhada de parâmetros biomecânicos da marcha para o seu desenvolvimento e adaptação. Além do mais, estudos de marcha têm contribuído significativamente para o desenvolvimento de membros artificiais para amputados e inspirado o desenvolvimento de controladores de locomoção artificial em exoesqueletos e robótica (ZHANG et al. 2010).

Dispositivos robóticos têm sido o foco para a melhora de mobilidade e autonomia de pacientes, possibilitando sessões de treinamento de marcha mais longas e reduzindo o esforço físico de terapeutas quando comparado ao treinamento assistido manualmente (WIRZ et al., 2011; SWINNEN, 2010). Exoesqueletos para membros inferiores são dispositivos robóticos vestíveis que encaixam e operam em paralelo com as pernas, aumentando o desempenho da marcha. Os exoesqueletos podem ser classificados dependendo da doença e o potencial de melhora das habilidades do usuário (SANZ-MERODIO et al., 2013). Esses dispositivos vestíveis tentam reproduzir o padrão cinemático da marcha humana, tanto em eficiência energética quanto em usabilidade, para aumentar sua aceitação. Mas é necessário avaliar como são esses padrões e se são apropriados para reabilitação e compensação funcional da marcha. A análise de marcha e movimento são tradicionalmente usados em avaliações clínicas antes de cirurgias ortopédicas e reabilitação (ENGSTBERG et al., 2009), e podem ser alternativas eficientes para avaliar e validar os padrões de marcha que os exoesqueletos vestíveis reproduzem (GÓMEZ et al., 2015).

Tendo em vista o apresentado anteriormente, é possível perceber que muitos são os fatores que podem afetar as características da marcha saudável das pessoas, causando problemas de mobilidade. Isto interfere na qualidade de vida das pessoas, pois afeta a sua independência para realizar tarefas cotidianas essenciais para a sua integração na sociedade. Assim, a avaliação em laboratórios de marcha, através de dados cinemáticos e cinéticos, é importante para quantificar e identificar as contribuições das múltiplas variáveis que estão impactando na marcha, para verificar os resultados da intervenção realizada (ESQUENAZI, 2014; DUMAS, 2017).

A análise de marcha possui diversas aplicações e é necessária para o tratamento de várias doenças e na reabilitação motora. No entanto, grande parte das ferramentas comerciais atuais

para análise de marcha não são acessíveis para pequenas clínicas, dificultando um estudo mais aprofundado e o acompanhamento de pacientes.

## **1.2. Objetivos**

O Objetivo Geral desta Dissertação de Mestrado é o desenvolvimento de um sistema de baixo custo para a análise de parâmetros cinemáticos da marcha humana, baseado em múltiplos sensores Kinect v2, que seja de fácil instalação e uso, sem a utilização de marcadores no corpo do sujeito a ser avaliado.

Os parâmetros de marcha são estimados a partir dos dados fusionados de posição dos membros inferiores e centro de massa, fornecidos pelos sensores enquanto o usuário caminha. A ideia principal é auxiliar o profissional a fazer diagnósticos mais coerentes e de forma mais simples, além de tornar a tecnologia mais acessível para pequenas clínicas e laboratórios de análise de movimentos. Os Objetivos Específicos desta Dissertação de Mestrado estão listados abaixo:

- Sincronização e calibração da rede de sensores.
- Fusão dos dados de posição das articulações e do centro de massa do usuário provenientes dos sensores, utilizando filtro de Kalman.
- Desenvolvimento de um protocolo de testes utilizando três sensores Kinect para a validação do sistema.
- Cálculo de parâmetros espaço temporais da marcha, e comparação dos resultados obtidos com outros encontrados em estudos similares na literatura para análise da marcha humana utilizando sensor Kinect.

## **1.3. Justificativa**

A utilização da análise de marcha clínica serve para o diagnóstico de doenças, para determinar a severidade, extensão ou natureza de doenças ou lesões, e para o planejamento e previsão de resultados de intervenções. Também serve para monitorar o progresso da condição dos

pacientes (BAKER, 2006). Uma análise precisa e confiável da marcha é importante, pois, monitorando e avaliando os pacientes ao longo do tempo é possível realizar diagnósticos antecipados de doenças e complicações, além de auxiliar o terapeuta a achar o melhor tratamento (NWANNA, 2014). Como mencionado na primeira sessão deste capítulo, muitos estudos mostram necessidade da análise de marcha no diagnóstico, tratamento de doenças e também na reabilitação motora. Além disso, auxilia no desenvolvimento de próteses e exoesqueletos, servindo para avaliar os efeitos de tais ferramentas na marcha do usuário.

O diagnóstico a partir da análise da marcha pode ser dificultado dependendo da precisão necessária para a descrição da ação de cada junta dos membros. Entretanto, a quantidade de dados proveniente dos movimentos assíncronos é muito grande, então poucos profissionais conseguem assimilá-los, resultando muitas vezes em conclusões prematuras. Em contrapartida, estudos demonstram que com uma instrumentação correta podem-se evitar equívocos provocados pela subjetividade da observação (PERRY, 1992). Assim, a utilização de sistemas computacionais na análise de marcha possibilita a obtenção de bons resultados, com incertezas menores em relação à inspeção visual e técnicas subjetivas. Estes sistemas são baseados no uso de diferentes dispositivos para a captura e medição da informação de vários parâmetros de marcha (MURO-DE-LA-HERRAN et al., 2014). Desta forma é possível identificar incoerências em diagnósticos que só poderiam ser detectados após longo período, permitindo que o terapeuta faça um melhor planejamento, possibilitando até reduzir o tempo de tratamento (QUEVEDO, 1999; SOUZA, 2008).

Para as ferramentas de análise de marcha terem melhor aceitação em diagnósticos clínicos, é necessário contornar algumas limitações (BAKER, 2006). Por exemplo, no desenvolvimento de sistemas de análise de marcha deve-se levar em consideração a maturidade da tecnologia, ou seja, a variabilidade, precisão, reprodutibilidade, e repetitividade. Além disso, deve-se verificar o custo-benefício, a flexibilidade, o consumo de tempo na realização dos testes, e a facilidade de uso e interpretação dos dados. Também é necessária a validação apropriada do sistema (SIMON, 2004; BAKER, 2006).

As ferramentas de análise de marcha são divididas em dois tipos: sensores vestíveis (*Wearable Sensors* - WS) e sensores não vestíveis (*Non-Wearable Sensors* - NWS). Sensores Inerciais ou *Inercial Measurement Units* (IMUs) são empregados como WS e podem ser utilizados para o cálculo de alguns parâmetros cinemáticos da marcha. Não são tão custosos quanto sistemas não vestíveis (como câmeras), e podem ser utilizados em ambientes externos.

No entanto, necessitam ser colocados corretamente e bem seguros no corpo para evitar deslizamento, sendo considerados intrusivos por serem de utilização desconfortável (KAVANAGH; MENZ, 2008). Além disso, os sinais dos sensores inerciais são muito ruidosos, necessitando de um processamento prévio para serem analisados. Adicionalmente, cada sensor inercial mede sua orientação a partir de um sistema de referências global, mas necessitam estar alinhados corretamente com o segmento do corpo para realização de medições coerentes com o movimento articular (VALENCIA, 2015).

Sistemas baseados em câmeras com utilização de marcadores (NWS) são considerados o padrão de ouro para estimar a posição e a orientação dos membros humanos (WINDOLF, 2008). Tais sistemas possuem alta precisão, repetitividade, reprodutibilidade e baixa interferência por fatores externos. Apesar disso, possuem algumas desvantagens e limitações. São muito custosos em relação aos outros sistemas, possuem baixa portabilidade e são restritos a ambientes controlados (MURO-DE-LA-HERRAN, 2014). Além disso, a utilização de marcadores torna a tecnologia intrusiva, sendo necessária sua colocação correta no corpo do usuário antes de todas as sessões de captura (MAHAMOOD, 2015).

Recentemente, estudos e desenvolvimento de sistemas sem a utilização de marcadores estão ganhando maior foco. Com lançamento do sensor Kinect tem sido possível o desenvolvimento de sistemas para análise de marcha humana de baixo custo e portáteis, sem a necessidade da colocação de marcadores no corpo (MURO-DE-LA-HERRAN, 2014). De fato, vários estudos recentes mostram a validação deste dispositivo para análise de marcha utilizando diferentes configurações (GEERSE et al., 2015; DOLATABADI et al., 2016; ELTOUKHY et al., 2017).

Combinando os dados de múltiplos sensores RGBd também pode-se conseguir uma melhor análise comparada a um só sensor. Além disso, torna possível contornar o problema de restrição de espaço, pois aumenta a área de captura do sistema (BÜNGER, 2013). No entanto a maioria dos sistemas para análise de marcha baseados em Kinect utilizam a média simples para a fusão de dados.

Desta forma, é proposto nesta Dissertação de Mestrado um sistema para análise de marcha baseado na fusão de dados de múltiplos sensores Kinect a partir de um filtro de Kalman para poder contornar os diversos problemas e limitações de sistemas baseados em câmeras para a captura de movimento em situações clínicas apresentadas.

## **1.4. Organização do texto**

Esta Dissertação é dividida em seis capítulos. Depois da breve introdução apresentada no Capítulo 1 contendo, a motivação, os objetivos, a justificativa deste trabalho, no Capítulo 2 é exposto o estado da arte sobre a marcha humana e seus aspectos, além dos dispositivos utilizados para análise de marcha. O Capítulo 3 faz a descrição dos materiais e métodos utilizados para o desenvolvimento do sistema. O Capítulo 4 contém a descrição do sistema desenvolvido e o protocolo experimental utilizado para a validação do sistema e para extrair os parâmetros de marcha desejados. No Capítulo 5, fez-se a avaliação dos resultados obtidos, comparando-os com os encontrados na literatura e é feita a discussão. O último e sexto capítulo apresenta a conclusão do trabalho desenvolvido e a continuidade da pesquisa através de propostas de trabalhos futuros.



## Capítulo 2. ESTADO DA ARTE

### 2.1. Análise de marcha

A marcha humana pode ser definida como um método de locomoção a partir do deslocamento rítmico (sequência de repetições de movimento ou ciclos) por períodos de carga e descarga nos membros do corpo mantendo uma postura estável (KIRTLEY, 2006). A medição e a interpretação destes padrões de movimento aplicando os princípios biomecânicos para caracterização sistemática é chamado de análise de marcha (BAKER, 2006).

Os membros inferiores desempenham tarefas primordiais para que o corpo se mova para frente. Enquanto um dos membros serve de fonte móvel de suporte, o outro avança para um novo ponto de apoio. Para que haja transferência do peso do corpo de um membro para o outro, os dois pés devem estar em contato com o solo. Estes eventos são repetidos por cada membro para que a pessoa consiga se mover até o local desejado (PERRY, 1992). O ciclo de marcha pode ser definido como o tempo gasto em uma única sequência de eventos repetitivos de um membro durante a caminhada e é dividido em duas fases. Geralmente utiliza-se como início o contato de um pé (ou calcanhar) com o chão, mas pacientes com marcha patológica podem não ter essa capacidade, sendo então utilizado o termo contato inicial. O final do ciclo ocorre com o próximo contato do mesmo pé, sendo também o início do próximo ciclo (WHITTLE, 2007).

As fases do ciclo de marcha são a fase de apoio e a fase de balanço. A fase de apoio é quando o pé está em contato com o chão, iniciando com o contato do calcanhar com o solo ou *Heel Strike* (HS) e termina quando o dedo não está mais em contato com o solo ou *Toe-Off* (TO). Numa marcha simétrica o dedo deixa de estar em contato com o chão a 60% do ciclo. A fase de balanço é quando o pé está no ar para o avanço da perna. Os eventos do ciclo entre os membros inferiores são defasados em 50%, ou seja, quando um está na fase de balanço o outro está na fase de apoio (KIRTLEY, 2006).

Por 20% do ciclo os dois pés estão no chão, sendo 10% no contato inicial de um membro e 10% no contato inicial do outro membro. Isso é chamado de suporte duplo. O tempo do suporte duplo é dividido em duas partes: o inicial, quando o peso está sendo transferido do membro contralateral para o ipsilateral, e o terminal, quando o peso está sendo transferido do

membro ipsilateral para o contralateral. O início do suporte duplo de um membro é o mesmo do término do membro oposto (KIRTLEY, 2006).

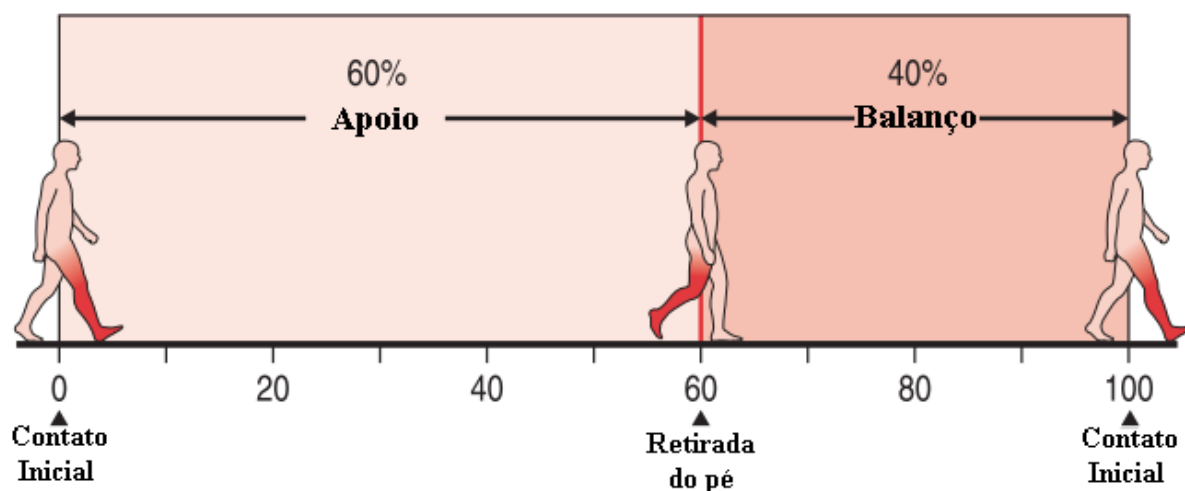


Figura 2.1 Posições das pernas e eventos do ciclo de marcha (Fonte: Adaptado de Kirtley, 2007).

Whittle (2007) divide o ciclo de marcha em sete períodos, sendo cada período iniciado por um evento; quatro ocorrem durante a fase de apoio e três na fase de balanço. Os eventos que dividem o ciclo são: 1º contato inicial, 2º retirada do pé oposto, 3º subida/elevação do calcanhar, 4º contato inicial oposto, 5º retirada do pé, 6º pé adjacente e 7º tíbia vertical. Apenas serão explicados os eventos de contato inicial e retirada do pé, pois são os eventos importantes para a análise de marcha neste trabalho. A Figura 2.1 mostra o ciclo de marcha dividido em fase de apoio e balanço e os eventos de contato inicial e retirada do pé que separam as fases da marcha.

**Contato Inicial (*Initial Contact*):** O contato inicial é o começo da resposta de carga (*loading response*), o qual é o primeiro período da fase de apoio. Como comentado anteriormente, o contato inicial para marcha saudável é o HS, sendo que o quadril é flexionado, o joelho estendido, e o tornozelo é dorsiflexionado para neutro.

**Retirada do pé (*Toe Off - TO*):** Marca o final da fase de apoio e o início na fase de balanço. Geralmente ocorre em torno de 60% do ciclo de marcha. Separa o *pré-balanço* do *balanço inicial* e é o ponto em que a fase de apoio termina e a fase de balanço começa. O termo “contato terminal” (*terminal contact*) é usado para este evento, pois na marcha patológica o dedo pode não ser a última parte do pé a sair do solo.

Foram definidos acima os eventos que separam o ciclo de marcha em fases. A fase de apoio dura do contato inicial até o dedo não estar mais em contato com o chão, sendo subdividida em:

- 1° *Loading response* ou Resposta de carga.
- 2° *Mid-stance* ou Apoio médio.
- 3° *Terminal stance* ou Apoio terminal.
- 4° *Pre-swing* ou Pré-balanço.

A fase de balanço que vai do momento em que o pé está no ar, até o próximo contato inicial, é subdividida em:

- 1° *Initial swing* ou Balanço inicial.
- 2° *Mid-swing* ou Balanço Médio.
- 3° *Terminal swing* ou Balanço terminal.

A duração de um ciclo de marcha completo é o tempo de ciclo dividido em tempo de apoio e tempo de balanço (WHITTLE, 2007).

A partir das definições acima, a análise de marcha pode ser feita a partir de duas formas diferentes, o estudo da cinemática e da cinética. A cinemática é o estudo do movimento de corpos sem a consideração de sua causa e a cinética estuda as forças e torques que causam e se relacionam com o movimento.

### 2.1.1 Cinemática e parâmetros espaço-temporais da marcha

Os parâmetros espaço-temporais cinemáticos relacionados aos movimentos dos membros inferiores e da marcha são:

**Velocidade de caminhada (m/s):** Distância percorrida dividida pelo tempo gasto. A velocidade da marcha influencia diretamente no tempo de cada fase do ciclo de marcha.

**Cadência (passos/min ou passos/s):** Número de passos por unidade de tempo.

**Comprimento de passada (m):** Distância entre dois pontos consecutivos de contato com o chão do mesmo pé.

**Duração da passada (s):** Tempo gasto entre dois contatos consecutivos do mesmo pé.

**Comprimento de passo (m):** Distância entre o ponto de contato consecutivo entre os dois pés na direção do movimento.

**Duração do passo (s):** Tempo gasto entre dois contatos consecutivos do mesmo pé.

**Largura de passo (m):** Distância entre o contato dos dois pés perpendicular à direção do movimento.

**Deslocamento angular:** Outro parâmetro cinemático importante para a análise de marcha é o deslocamento do ângulo das articulações. Eles são dados em 3 planos de referência anatômicos mostrados na Figura 2.2. Estes planos são: o sagital, que divide o corpo simetricamente em lado esquerdo e direito na vertical; o plano transversal, que divide o corpo em parte superior (cranial) e inferior (caudal); e o plano frontal (plano coronal), que divide o corpo em anterior/frente e posterior/costas.

Outros parâmetros importantes são os ângulos das articulações, velocidade e aceleração linear e angular.

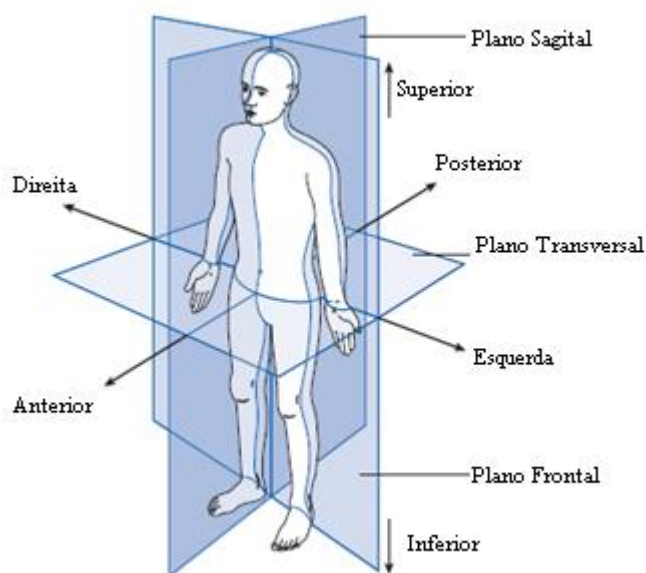


Figura 2.2 Posição anatômica, com três planos de referência. Planos Sagital, frontal e transversal (Fonte: Adaptado de WHITTLE, 2007).

Com a estimação dos ângulos das articulações durante a marcha é possível avaliar quantitativamente o caminhar das pessoas. Esses parâmetros permitem uma melhor

compreensão e detalhamento do comportamento das articulações. A Figura 2.3 mostra os parâmetros baseados nos ângulos das articulações, importantes para análise de marcha.

Tabela 2.1 Parâmetros baseados no ângulo das articulações, importantes para análise de marcha (Fonte: Adaptado de VALENCIA, 2015).

Parâmetros dos ângulos do quadril (°)		Parâmetros dos ângulos do joelho (°)		Parâmetros dos ângulos do tornozelo (°)	
<b>H1</b>	Flexão no contato do calcanhar	<b>K1</b>	Flexão no contato do calcanhar	<b>A1</b>	Flexão no contato do calcanhar
<b>H2</b>	Max. flex. na reposta de carga	<b>K2</b>	Max. flex. na reposta de carga	<b>A2</b>	Max. flex. na reposta de carga
<b>H3</b>	Max. ext. na fase de apoio	<b>K3</b>	Max. ext. na fase de apoio	<b>A3</b>	Max. ext. na fase de apoio
<b>H4</b>	Flexão na retirada do pé	<b>K4</b>	Flexão na retirada do pé	<b>A4</b>	Flexão na retirada do pé
<b>H5</b>	Max. flex. na fase de balanço	<b>K5</b>	Max. flex. na fase de balanço	<b>A5</b>	Max. flex. na fase de balanço
<b>H6</b>	Excursão total no plano sagital	<b>K6</b>	Excursão total no plano sagital	<b>A6</b>	Excursão total no plano sagital
<b>H7</b>	Excursão total no plano coronal	<b>K7</b>	Excursão total no plano coronal	<b>A7</b>	Excursão total no plano coronal
<b>H8</b>	Max. ad. na fase de apoio	<b>K8</b>	Max. ad. na fase de apoio	<b>A8</b>	Max. ad. na fase de apoio
<b>H9</b>	Max. abd. na fase de balanço	<b>K9</b>	Max. abd. na fase de balanço	<b>A9</b>	Max. abd. na fase de balanço
<b>H10</b>	Excursão total no plano transversal	<b>K10</b>	Excursão total no plano transversal		
<b>H11</b>	Max. rot. interna na fase de balanço	<b>K11</b>	Max. rot. interna na fase de balanço		
<b>H12</b>	Max. rot. externa na fase de balanço	<b>K12</b>	Max. rot. externa na fase de balanço		

A cinética da marcha humana estuda as forças internas e externas, e torques que geram os movimentos. As forças internas que geram os movimentos vêm da atividade muscular, ligamentos ou fricção nos músculos e articulações. Já as forças externas são proporcionadas pela reação com o solo ou cargas externas provenientes de corpos ativos (outra pessoa) ou de fontes passivas (resistência do ar). Também fazem parte da análise da cinética, os momentos de força produzidos por músculos que atravessam as articulações, a potência mecânica que flui dos mesmos músculos ou para eles, e a troca de energia do corpo resultante deste fluxo (WINTER, 2009).

Com modelos de segmentos do corpo (*link-segment model*) é possível estimar a partir de solução inversa, as forças de reação das articulações e os momentos musculares (Figura 2.4). No entanto, é necessário o conhecimento de dados como medidas antropométricas, ou seja, tamanho dos segmentos do corpo, massa do corpo, posição do centro de massa, cinemática e forças externas para o cálculo (WINTER, 2009).

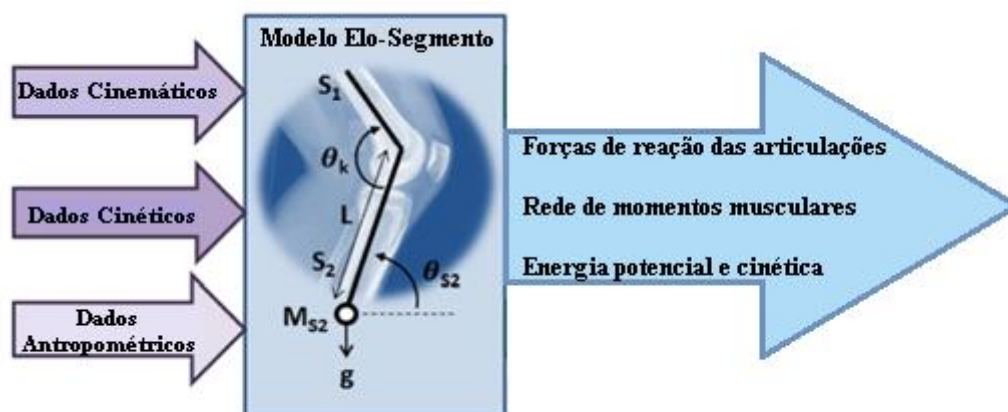


Figura 2.3 Diagrama ilustrando a solução inversa do modelo de articulação-segmento para o cálculo de alguns parâmetros cinéticos (forças e momentos) (Fonte: Adaptado de VALENCIA, 2015).

Algumas abstrações são consideradas no modelo. Cada segmento do corpo possui tamanho e posição do centro de massa constantes, não mudando durante o movimento. As articulações são consideradas dobradiças ou bola e soquete. Por último, o momento de inércia de cada seguimento sobre seu centro de massa é constante (WINTER, 2009).

O sistema desenvolvido neste trabalho é capaz de analisar apenas parâmetros cinemáticos da marcha, sendo que a cinética está além do escopo deste trabalho. No entanto é possível fazer a integração de outros sensores para o desenvolvimento de um sistema mais abrangente e completo para trabalhos futuros.

## 2.2. Sistemas para análise de marcha humana

O foco da análise de marcha contemporânea é a medição da cinemática e cinética articular, embora estudos mais avançados incluam a medição da atividade muscular com eletromiografia (EMG), parâmetros metabólicos e informação de pressão plantar (BAKER, 2006).

Os sistemas de análise de marcha são divididos em dois tipos: WS e NWS. Os principais NWS são os sistemas baseados em visão ou sensores ópticos (processamento de imagem) e sensores de solo. Exemplos de sensores vestíveis são sensores inerciais e sensores de força e

pressão. Cada um possibilita a escolha de diferentes técnicas que se diferenciam pelo custo, conveniência, quantidade e tipo de dados adquiridos (MAHMOOD, 2015).

### **2.2.1 Sensores vestíveis**

Os sensores vestíveis na análise de marcha são alocados em várias partes do corpo do sujeito. Os sensores vestíveis mais comuns são o acelerômetro (NWANNA, 2010), goniômetro e giroscópio que, combinados formam as IMUs (MCCAMLEY, 2013; VALENCIA, 2015), e sensores de força e pressão em calçados instrumentados e palmilhas (FOERNER-CORDERO et al., 2004). Um exemplo é um sistema baseado em ultrassom em um sapato instrumentado (WAHAB, 2015). A eletromiografia também pode ser classificada como sensor vestível para análise de marcha (FREED et al., 2011).

### **2.2.2 Sensores não vestíveis**

Entre os NWS estão a plataforma de força e sistemas de medição de pressão, que medem as forças de reação do solo ou *ground reaction force* (GRF), ou seja, a força aplicada pelo sujeito enquanto caminha (MARASOVIC et al., 2009; WIIK, 2016).

Já os sensores ópticos incluem câmeras analógicas, digitais (PRAKASH et al., 2015), sensores infravermelhos e *scanners* a laser. Normalmente este tipo de tecnologia necessita de marcadores ativos ou passivos. No entanto, estudos recentes têm utilizado métodos para análise sem a necessidade de marcadores (MURO-DE-LA-HERRAN et al., 2014).

Neste capítulo serão apresentados apenas os principais sistemas baseados em câmeras, já que são o foco principal deste trabalho.

### 2.3. Sistemas de captura de movimentos baseados em visão/câmeras

Devido à complexidade da maioria dos movimentos da marcha humana, somente a inspeção visual sem nenhum tipo de ferramenta não tem boa precisão. No entanto, com a utilização de sistemas ópticos, é possível a captura e a gravação das imagens que descrevem a dinâmica de uma atividade em um período de tempo e, então, analisá-las.

Os sistemas ópticos mais comuns para análise de marcha são baseados em câmeras analógicas ou digitais. A forma mais simples é a utilização de imagens 2D, pois necessitam apenas de uma câmera. Neste caso, sequência de imagens 2D capturadas são analisadas e/ou processadas para se obter as informações necessárias. Tecnologias atuais também podem fornecer informação sobre a distância a partir de um ponto de vista, podendo-se assim conseguir informações em 3D. Entre estas tecnologias estão a triangulação de câmeras (visão estereoscópica), *scanners* a laser, Time-of-Flight (ToF), luz estruturada e termografia infravermelha (MURO-DE-LA-HERRAN, 2014).

Por outro lado, várias técnicas podem ser utilizadas para estimar parâmetros cinemáticos do corpo humano utilizando câmeras. Esses parâmetros podem ser dados angulares das articulações (posição, velocidade e aceleração), comprimento do passo, comprimento da passada, largura do passo, cadência e velocidade da marcha (KIRTLEY, 2006). Em aplicações clínicas, são principalmente utilizados os sistemas de visão baseados em marcadores para a análise de movimento, a qual é baseada no seguimento de vários marcadores fixados na pele da pessoa. Os marcadores são usados para definir a localização de segmentos do corpo e segui-los enquanto se movem pelo espaço de captura (TRANBERG, 2010).

As coordenadas dos marcadores podem ser automaticamente estimadas por técnicas de processamento de imagens. Dadas as coordenadas dos marcadores e sua referência anatômica, é possível calcular velocidade, aceleração e o ângulo absoluto dos segmentos dos membros do corpo. A partir destes ângulos, é possível estimar os ângulos das articulações (WINTER, 2009).

Esses dispositivos baseados em fotogrametria e marcadores, apesar de muito precisos e confiáveis, são custosos e de difícil transporte (BONNECHÉRE et al., 2012). No entanto, um dos maiores problemas é a necessidade do posicionamento correto dos marcadores. Os



cálculos de parâmetros a partir de marcadores são sensíveis a erros de posicionamento, sendo necessário um profissional experiente, podendo gerar um alto gasto de tempo para sua colocação (GORTER; HARVEY, 2010).

Atualmente, estão sendo desenvolvidas técnicas sem a utilização de marcadores para análise da cinemática dos movimentos, nas quais alguns dos problemas devido à alocação dos marcadores podem ser contornados. A vantagem deste método é a redução do tempo de preparação dos pacientes e a abstenção dos marcadores, os quais podem modificar a naturalidade dos movimentos do sujeito. No entanto, é menos preciso do que técnicas que utilizam marcadores (CESERACCIU, 2014).

### **2.3.1 Sistemas comerciais de análise de marcha baseados em câmeras**

As câmeras Vicon são amplamente usadas em sistemas para análise de marcha, as quais estão presentes na indústria de captura de movimentos há 30 anos. A câmera Vicon da série Bonita (Figura 2.5) é uma câmera infravermelho com alta resolução, possui uma taxa de 240 a 250 fps e precisão de 0,5 mm em um volume 4 m<sup>3</sup> utilizando marcadores de 9 mm. Suas soluções em *software* mais recentes são Vicon Nexus, Polygon e Bodybuilder que oferecem ferramentas para aplicações clínicas e podem ser integrados pelo gerenciador Eclipse, o qual possui uma interface padrão para a organização e acesso aos dados. O sistema Vicon suporta a integração de plataformas de força das empresas Kistler, AMTI e Bertec (VICON, 2017). Como exemplo de estudo recente com tal sistema de análise de movimentos, podemos citar o trabalho de Rinaldi e Moraes (2016) que utilizam oito câmeras Vicon MX-T40S, com taxa de amostragem de 100 Hz, para a análise de marcha em tarefa combinada de preensão de um objeto enquanto se caminha. Marcadores passivos reflexivos são alocados na pele dos participantes de acordo com o Modelo *Plug-in-Gait Full Body* que mantém as características do *Vicon Clinical Manager* (VCM).



Figura 2.4 Câmera Bonita Vicon (Fonte: VICON, 2017).

O BTS *GaitLab* é um laboratório integrado da BTS *Bioengineering Company* capaz de adquirir dados cinemáticos, cinéticos e eletromiografia, além de operar em diferentes ambientes, incluindo cenários clínicos para análise de marcha. O sistema optoeletrônico utilizado em equipamentos padrão é o BTS Smart DX 6000 (8 câmeras infravermelho e núcleo) possuindo alta precisão. A câmera SMART DX 6000 (Figura 2.6) possui resolução de 2.2 Megapixels, com taxa de aquisição de 340 fps e precisão submilimétrica em um volume de 4x3x3 m<sup>3</sup> (BTS BIOENGINEERING, 2014). Este sistema (Figura 2.7) também possui um sensor de solo modular BTS P-6000, sensor de EMG sem fio BTS FREEMG 1000 (8 pinos), sensores inerciais BTS G-SENSOR, o *software* BTS SMART-Clinic e kit de marcadores.



Figura 2.5 Câmera IR BTS SMART-DX (Fonte: BTS Bioengineering).



Figura 2.6 BTS GaitLab (Fonte: BTS Bioengineering).

A Qualisys (Qualisys AB, Suécia) também oferece soluções para a integração de sistemas para análise de movimento, cinética e atividade muscular. A série de câmeras Oqus 7+ é ideal para aplicações utilizando marcadores pequenos, possui uma taxa de aquisição de 300 fps, com máximo campo de visão, e resolução de até 12 megapixels. Além disso, possui uma distância de captura de até 25 m. Um laboratório de análise de marcha simples de 8 a 12 câmeras pode cobrir um volume de até 4x1,5x2 m<sup>3</sup> (QUALISYS, 2017). Para o gerenciamento dos dados, o sistema dispõe do Qualisys Track Manager (QTM), que é um *software* composto de protocolos padrões ou métodos e rotinas para facilitar a coleta e análise de dados. Também possui uma ferramenta para visualização 3D dos dados ópticos, o Visual3D, desenvolvida por um de seus parceiros, C-Motion, INC. O QTM é compatível com plataformas de força da AMTI, Bertec e Kistler, oferecendo suporte para o cálculo de dados de força, e também oferece suporte para ferramentas de aquisição de EMG da Noraxon DTS, Delsys Trigno and Mega ME6000 (QUALISYS, 2017).



Figura 2.7 Câmera OQUS (Fonte: Qualysis 2017).

Os sistemas da Optitrack (NaturalPoint, Inc.) oferecem soluções para análise de movimentos. Suas câmeras infravermelho (*Infra Red* – IR) possuem alta resolução e taxas de aquisição entre 100 e 360 fps, dependendo do modelo (OPTITRACK, 2017). Carse et al. (2013) comparam a precisão das câmeras Optitrack de baixo custo com dois sistemas bastante usados da Vicon, o Vicon MX e o 612. Eles mostram que o Optitrack, apesar de ser menos custoso comparado aos outros sistemas, oferece a possibilidade de realizar o seguimento dos marcadores de forma precisa e confiável. Recentemente a empresa lançou o Software *Motive 2.0 Motion Tracking* que faz o gerenciamento e a organização dos dados capturados (OPTITRACK, 2017).



Figura 2.8 Câmera OptiTrack Prime 13W (Fonte: OPTITRACK, 2017).

O *Clinical 3D Motion Analysis (3DMA)* é uma solução em *software* da *STT Systems*, a qual é capaz de utilizar câmeras IR para fazer análise de marcha e movimentos. Dependendo do modelo das câmeras utilizadas, o sistema é capaz de operar em taxas de 50-360 fps com precisão submilimétrica para o seguimento de marcadores. O *software* é capaz de fazer detecção automática de eventos da marcha e também fornece a possibilidade da integração de outros periféricos, como plataformas de força e pressão e eletromiografia (STT SYSTEMS, 2017).

### **2.3.2 Sistemas para análise de marcha baseados em sensores RGBd**

Sensores RGBd vêm sendo empregados em diferentes trabalhos da literatura para o desenvolvimento de sistemas de captura sem marcadores para análise da marcha. Entre estes sensores, o Kinect é amplamente utilizado. Isso se deve a vantagens como sua fácil utilização, não necessidade de marcadores, e dimensões, peso e custos reduzidos. Entretanto, tais sistemas apresentam precisão menor em comparação com sistemas de captura de movimento comerciais (FERNANDEZ et al., 2012; MOURA, 2015; DOLATABADI et al., 2016).

Fernandez et al. (2012) estudam a utilização do Kinect v1 para terapias de reabilitação, e Moura (2015) desenvolveu um sistema de baixo custo para análise da cinemática humana utilizando um Kinect. Apesar de possuir precisão menor comparada a sistemas de captura de movimentos profissionais que utilizam marcadores, o sensor Kinect é capaz de produzir resultados para o cálculo da posição das articulações próximos aos obtidos em relação à marcação manual em sequências de vídeo 2D (CAMPOS, 2013), os quais são suficientes para certas de terapias de reabilitação (FERNANDEZ et al., 2012).

Bünger (2013) indica que a utilização de câmeras possui problemas de oclusão que ocorrem em lugares com muitos objetos ou pessoas se movimentando na área de detecção. Quando o corpo do usuário sobrepõe outras partes do próprio corpo, o problema é chamado de auto-occlusão, podendo atrapalhar o desempenho do sistema. Além disso, o espaço de captura das câmeras é limitado. Para resolver isto, foi proposta a utilização de múltiplos sensores. Estas soluções normalmente utilizam filtros estimadores estatísticos para a fusão dos dados provenientes do processamento de imagens de cada um dos pontos de vista disponíveis. Combinando os dados de múltiplos sensores RGBd também pode-se conseguir uma melhor

precisão na análise comparada a um só sensor (MOON et al.,2016), além de aumentar o espaço de captura do sistema. Através de uma boa calibração da rede de câmeras pode-se melhorar o desempenho do sistema, entretanto, também é necessária a sincronização dos tempos de aquisição dos sensores, para melhor consistência dos dados (BÜNGER, 2013).

Oliver et al. (2016) analisam a acurácia de múltiplos sensores Kinect para sistemas de reabilitação e a interferência de um sensor com o outro. Os autores mostram os efeitos desta interferência e a disposição dos sensores Kinect para se obter melhores medidas (OLIVER et al., 2016). A validação da utilização de sensores Kinect v2 para a análise de parâmetros espaço-temporais de marcha de pessoas saudáveis é feita por Dolatabadi et al. (2016) e mostram uma boa concordância em relação ao sistema de análise de marcha GAITRite. Além disso, mostram que os resultados são satisfatórios para serem usados em sistemas de reabilitação, sendo interessante e apropriado para pequenas clínicas (DOLATABADI et al., 2016).

O Kinect v2 foi também foi utilizado por Geerse et al. (2015) para o cálculo de parâmetros espaço temporais em uma passarela de 10 metros utilizando uma fileira de sensores. Fez-se uma análise estatística dos dados e os resultados foram comparados com os resultados obtidos por um sistema composto por câmeras OptoTrak, mostrando que os resultados estão próximos aos obtidos com essas câmeras.

Müller et al. (2017) apresentam um sistema de captura de movimentos com múltiplos sensores Kinect v2 de fácil montagem e flexibilidade com respeito à localização dos sensores, e demonstram que a precisão em medir parâmetros de marcha comparado com o sistema de captura Vicon, que é o padrão de ouro, são semelhantes. Diferentemente do trabalho de Geerse et al. (2015) neste trabalho é utilizado um *setup* com duas fileiras de sensores Kinect, demonstrando que esta configuração produz melhores resultados comparados com a configuração com sensores de um lado só. Müller et al. (2017) dizem que uma boa calibração e sincronização são essenciais para melhorar a qualidade dos dados obtidos.

O próximo capítulo apresenta os materiais e métodos utilizados no desenvolvimento do sistema apresentado nesta Dissertação de Mestrado, tais como a descrição do sensor utilizado, os *softwares*, a calibração intrínseca e extrínseca das câmeras, o protocolo de comunicação de rede e a fusão de dados a partir do filtro de Kalman.

## Capítulo 3. MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo apresenta o desenvolvimento do sistema multi-Kinect utilizado neste trabalho, explicando desde o sensor utilizado e seu funcionamento, até o método para a fusão dos dados proveniente dos múltiplos sensores. Para tal, é necessário fazer a calibração intrínseca e extrínseca dos sensores. A sincronização temporal de cada computador utilizado no sistema é extremamente importante tanto para a calibração extrínseca quanto para a fusão de dados.

### 3.1. Microsoft Kinect v2

O sensor utilizado para o desenvolvimento do sistema é o Microsoft Kinect v2 (Figura 3.1), o qual foi projetado principalmente para ser usado em consoles e jogos eletrônicos. Esta tecnologia permite que os jogadores interajam com jogos sem a necessidade de um *joystick*, mediante movimentos corporais. O Microsoft Kinect v2 é superior à versão anterior em relação à resolução das câmeras de cor e profundidade, além de utilizar uma técnica diferente para o cálculo de profundidade.



Figura 3.1 Microsoft Kinect v2

O Microsoft Kinect v2 é um sensor RGBd composto por uma câmera RGB, câmera de profundidade (sensor infravermelho) e microfones. A câmera RGB possui resolução de 1920x1080 pixels, com taxa de aquisição de 30 Hz, e a câmera de profundidade possui

512x424 pixels de resolução, também a 30 Hz, com alcance entre 0,5 m e 4,5 m do sensor. O campo de visão do sensor ou *Field of View* (FOV) é de 70° na horizontal e 60° na vertical, além disso, possui quatro microfones para capturar som, gravar áudio e encontrar o local da origem do som e a direção da onda de áudio. Suas dimensões são de 24,9 x 6,6 x 6,7 cm e pesa aproximadamente 1,4 kg. O Kinect v1 usa luz estruturada para o cálculo de profundidade, enquanto o Kinect v2 utiliza um sensor ToF e é capaz de processar 2 Gbits de dados por segundo para ler o ambiente (MICROSOFT, 2017). É importante ressaltar que a tecnologia de mapeamento de profundidade utilizada no Kinect v2 foi desenvolvida pela empresa PrimeSense. A Tabela 3.1 mostra as características do sensor.

Tabela 3.1 Características do sensor Kinect v2.

<b>Kinect v2</b>	
Resolução RGB	1920x1080 - 30fps
Resolução Profundidade	512x424 - 30 fps
<i>Field of View</i> (FOV)	70x60
Alcance	0,5 m – 4,5 m
Dimensões (cm)	25 x 6,6 x 6,7
Peso	1,4 Kg
Tipo de conexão	USB 3.0
Alimentação	12 V - 2,67 A

### 3.1.1 Método para cálculo de profundidade *Time-of-Flight*

O ToF é uma técnica para medida de profundidade utilizando ondas de luz. Esta técnica mede o tempo que o sinal de luz demora a atingir o alvo e voltar para a matriz de sensores (Figura 3.2). Outras técnicas para o cálculo de profundidade são luz estruturada ou *structured light* (Kinect v1), triangulação (visão de duas câmeras, câmeras estéreo) e laser (MUTTO, 2012).



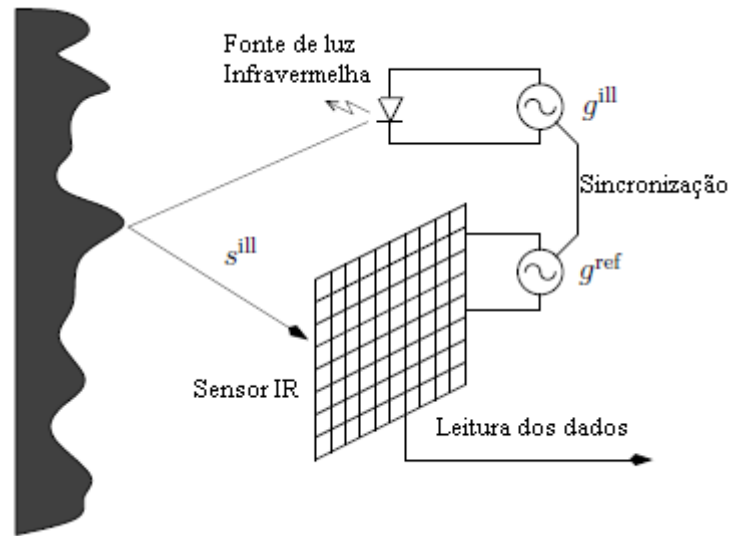


Figura 3.2 Princípio de medição do ToF (Fonte: Adaptado de MUTTO, 2012).

O ToF do Kinect V2 utiliza a abordagem *Continuous Wave Intensity Modulation* (CWIM), que é bastante utilizada em câmeras ToF. A ideia geral é iluminar a cena com infravermelho de intensidade modulada. O tempo que o sinal óptico demora em viajar a distância entre a câmera e o objeto (assume-se que o sensor e a iluminação estejam no mesmo lugar, e a velocidade da luz “ $c$ ”) é equivalente a um deslocamento de fase no sinal periódico. Esse deslocamento é detectado em cada sensor que representa um pixel. O tempo pode ser facilmente transformado em distância entre o sensor e objeto (SARBOLANDI et al, 2015). Como a luz tem que viajar a distância duas vezes (ida e volta), tem-se que a distância “ $d$ ” pode ser obtida por,

$$d = \frac{c * \varphi}{4 * \pi} \quad (3.1)$$

Essa técnica é sensível a algumas fontes de erros, tais como, a iluminação do ambiente, superfícies reflexivas, e interferência entre múltiplos dispositivos. A iluminação ambiente pode causar saturação se o objeto estiver exposto por muito tempo a uma fonte de iluminação direta, dependendo também da distância e refletividade do objeto. O sensor Kinect utiliza filtros para suprimir a luz ambiente. A utilização de vários sensores Kinect em paralelo (frente a frente) pode levar ao problema de interferência, pois a iluminação IR ativa de uma câmera pode influenciar no resultado de outra câmera (SARBOLANDI et al, 2015), o que requer cuidados na localização dos sensores.

### 3.1.2 Kinect SDK e OpenNI/NiTE

O ambiente de desenvolvimento ou *Software Development Kit* (SDK) do *Microsoft Kinect for Windows*, permite a utilização de linguagens de programação como C++, C# ou Visual Basic e fornece facilidades e ferramentas para criar aplicações. Entre elas está o *skeleton tracker* (ferramenta que estima a posição das articulações do usuário), reconhecimento de gestos e voz. O SDK fornece também acesso a *streams* de baixo nível do sensor de profundidade, câmeras de cor e microfones. É possível também fazer o processamento de áudio para supressão de ruído e cancelamento de eco e integrá-lo com o *Application Programming Interface* (API) de reconhecimento de fala do Windows. O SDK também possui códigos de exemplo e documentação para auxílio aos desenvolvedores (MICROSOFT, 2017).

O SDK do Kinect é um *software* exclusivo para Windows, não funcionando em outros sistemas operacionais. Por tal motivo, no desenvolvimento do sistema foi utilizado o OpenNI 2, que é uma interface que provê acesso a dados de sensores de profundidades compatíveis e permite que uma aplicação inicialize o sensor e receba *streams* de profundidade, RGB e IR (Figura 3.3). O OpenNI 2 também oferece uma interface uniforme para *middlewares* para que possam interagir com o sensor de profundidade. Desta forma, aplicações podem ser desenvolvidas tanto com dados básicos de vídeo e profundidade disponibilizados diretamente pelo OpenNI 2, quanto com dados fornecidos pelo *Middleware* (OPENNI, 2017).

O PrimeSense NiTE™ é um *middleware* para interpretação das informações de profundidade para o desenvolvimento de aplicações compatíveis com o OpenNI. É um *middleware* de visão computacional 3D robusto que necessita de baixa carga em processadores e possui suporte para várias plataformas, sendo compatível com Windows, Linux e MacOS (OPENNI, 2017).

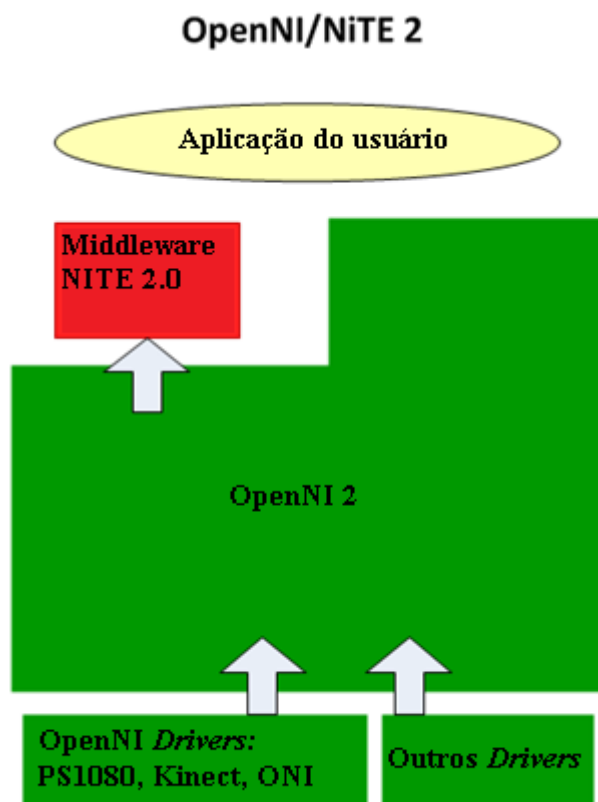


Figura 3.3 Diagrama de alto nível do OpenNI 2 (Fonte: Adaptado de OPENNI, 2017).

O algoritmo do PrimeSense NiTE utiliza informações de profundidade, cor, IR e áudio para que seja feita a segmentação/separação dos usuários do cenário. A partir disso é feito o *hand tracking*, *skeleton tracking*, reconhecimento de gestos e voz. Por exemplo, aplicações utilizando controle a partir do seguimento de mão são possíveis de serem feitas com o NiTE 2.0 (PRIMESENSE, 2011).

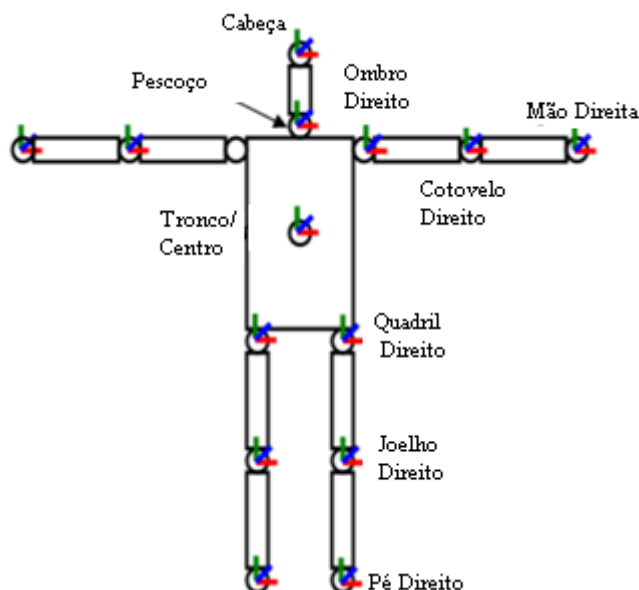


Figura 3.4 Articulações fornecidas pelo NiTE (Fonte: PRIMESENSE, 2011).

O *skeleton tracker* do NiTE é capaz de fornecer a posição de 15 articulações (Figura 3.4) e do centro de massa de até 6 pessoas na cena, dados em um sistema de coordenadas global. A origem está localizada no sensor, onde +X aponta para direita, +Y para cima e +Z aponta na direção em que a profundidade aumenta (saindo da câmera). As medidas são dadas em milímetros (mm). Para se conseguir melhores medidas, é necessário que o usuário esteja utilizando roupas justas, pois o algoritmo de seguimento apresenta alguns problemas. Movimentos muito rápidos podem causar falhas nas medições, e os pés e mãos possuem medidas muito instáveis (PRIMESENSE, 2011).

### 3.2. Calibração

Para que o sistema possa fazer a medição das posições corretamente e também para que se consiga uma boa calibração extrínseca, ou seja, para definir a pose dos diversos sensores Kinect em relação a um sistema de coordenadas global. Para isto é necessário que cada dispositivo esteja com seus parâmetros intrínsecos devidamente calibrados, já que a calibração é de extrema importância para que a fusão de dados possa funcionar bem.

### 3.2.1 Modelo de câmera *Pin-hole*

O modelo de câmera pin-hole é a descrição matemática da relação entre as coordenadas de um ponto em um espaço tridimensional e sua projeção no plano da imagem da câmera. Adotando um sistema de referência 3D (com eixos  $x$ ,  $y$ ,  $z$ ) como sistema de coordenadas da câmera (SCC), com a origem em  $O$  chamada de centro de projeção, considere um plano paralelo ao plano  $(x, y)$  intersectando o eixo  $z$  na coordenada  $-f$ . Este é chamado de plano do sensor ou plano da imagem. Considere também um sistema de referência 2D associado ao sensor, representado pelas Equações 1 e 2, chamado sistema de referência S-2D mostrado na Figura 3.5.

$$u = x + c_x \quad (3.2)$$

$$v = y + c_y \quad (3.3)$$

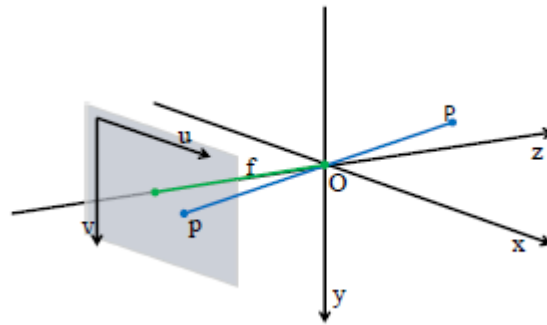


Figura 3.5 Projeção em Perspectiva. Ponto P projetado em um pixel do sensor (Fonte: Adaptado de MUTTO et al., 2012).

A interseção  $c$  do eixo  $z$  com o plano do sensor tem coordenadas  $c = [u = c_x \ v = c_y]^T$ . O conjunto de pontos do sensor, chamado pixels de coordenada  $p = [u \ v]^T$  obtidos pela interseção dos raios conectando o centro de projeção  $O$  com todos os pontos 3D da cena com coordenadas  $P_c = [x \ y \ z]^T$  é a marca da cena no plano do sensor  $S$ . A relação entre  $P_c$  e  $p$  é chamada de projeção perspectiva ou central, e pode ser obtida por similaridade de triângulos, como mostrado nas Figuras 3.6 e 3.7 e pelas Equações 3.4 , 3.5 , 3.6 e 3.7.

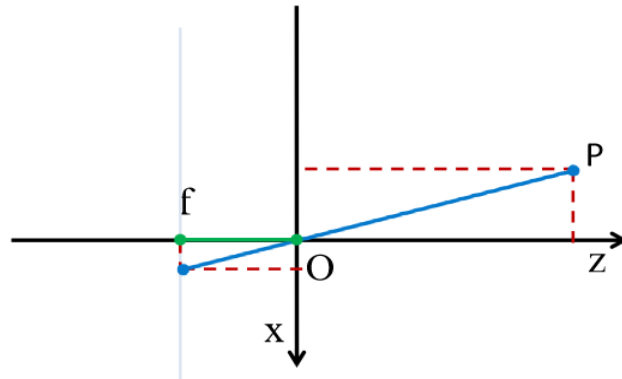


Figura 3.6 Sessão horizontal da Figura 3.5 (Fonte: Adaptado de MUTTO et al., 2012).

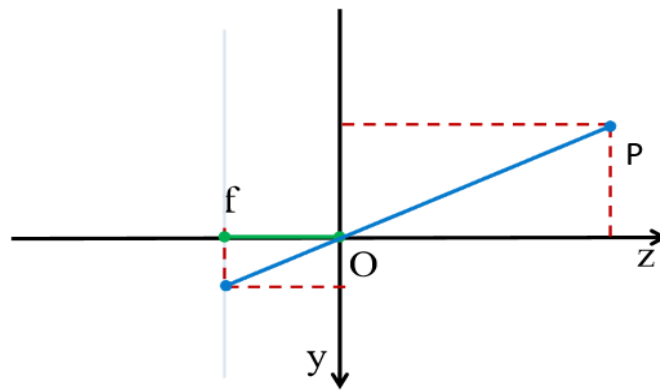


Figura 3.7 Sessão vertical da Figura 3.5 (Fonte: Adaptado de MUTTO et al., 2012).

$$\frac{u - c_x}{f} = \frac{x}{z} \quad (3.4)$$

$$u - c_x = f \frac{x}{z} \quad (3.5)$$

$$\frac{v - c_y}{f} = \frac{y}{z} \quad (3.6)$$

$$v - c_y = f \frac{y}{z} \quad (3.7)$$

A distância  $|f|$  entre o plano do sensor  $S$  e o centro de projeção  $O$  é tipicamente chamado de distância focal. Na notação adotada,  $f$  é a coordenada negativa da localização do plano do sensor no eixo  $z$ .

### 3.2.2 Parâmetros intrínsecos e extrínsecos

A geometria projetiva associa cada ponto 2D com coordenadas cartesianas  $p = [u \ v]^T$  a um plano representativo 3D com coordenada homogênea  $p' = [h_u \ h_v \ h]^T$ , onde  $h$  é qualquer constante real, mas geralmente utiliza-se 1. Então  $p' = [u \ v \ 1]^T$  é chamado de vetor estendido de  $p$ . A coordenada de  $p = [u \ v]^T$  pode ser obtida a partir de  $p' = [h_u \ h_v \ h]^T$  dividindo-se por uma terceira coordenada  $h$ . O vetor  $p'$  pode ser interpretado como um raio 3D conectando o ponto  $p$  do sensor com o centro de projeção  $O$  (MUTTO et al., 2012).

De uma maneira similar à anterior, cada ponto  $P_c$  com coordenadas cartesianas  $P_c = [x \ y \ z]^T$  pode ser representado em coordenadas homogêneas por um vetor 4D  $P_c' = [h_x \ h_y \ h_z \ h]^T$  onde  $h$  é qualquer constante real. As coordenadas de  $P_c$  podem ser obtidas de  $P_c'$  dividindo as pela quarta coordenada  $h$ .

A coordenada homogênea representando  $p$  permite reescrever a relação não linear das Equações 3.5 e 3.7 na seguinte forma matricial:

$$z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Geralmente sensores de câmeras digitais são matrizes de células retangulares com conversores fotoelétricos com tecnologia CCD ou CMOS. Esses dispositivos são modelados da forma descrita a seguir.

Considere um sensor de tamanho finito, como uma janela retangular de  $N$  colunas e  $M$  linhas representado na Figura 3.8, com origem  $(0,0)$  e coordenadas unitárias de pixel  $u = [0 \dots N-1]$  e  $v = [0 \dots M-1]$ .

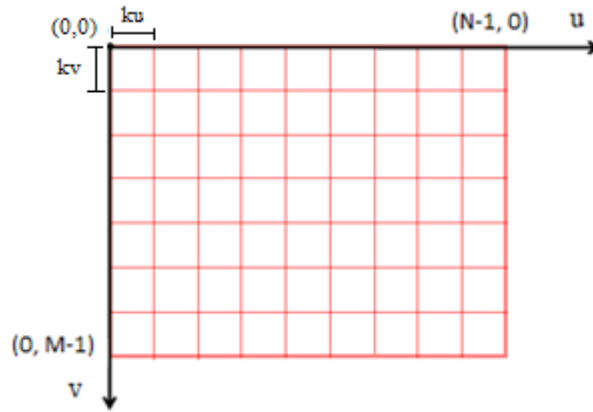


Figura 3.8 Coordenadas 2D do sensor representado por uma janela retangular com estrutura ortogonal normalizada. (Fonte: Adaptado de MUTTO et al., 2012).

Reescreve-se a Equação 3.8 na forma da Equação 3.9.

$$z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \bar{K} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

onde  $\bar{K}$  é a matriz de parâmetros intrínsecos definido por (Equação 3.10):

$$\bar{K} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Na Equação 3.10,  $f_x = f k_u$  é a distância focal no eixo x,  $f_y = f k_v$  a distância focal no eixo y,  $k_u$  e  $k_v$  a altura e largura do pixel respectivamente, e  $c_x$  e  $c_y$  as coordenadas de interseção do eixo óptico com o plano do sensor. Todas as quantidades são expressas em pixel, apenas  $f$  em milímetros;  $k_u$  e  $k_v$  são expressos em pixel/mm.

Em várias situações práticas não é conveniente representar os pontos 3D da cena em relação ao SCC, mas em relação a um sistema de referência global. Considerando esse sistema com coordenadas  $P_w = [x_w \ y_w \ z_w]^T$ , a relação entre a representação de um ponto da cena a respeito do sistema de coordenadas de câmera, denotado  $P_c$ , e sua representação a respeito do sistemas global, denotado  $P_w$ , tem-se que

$$P_c = R P_w + t \quad (3.11)$$



onde  $R$  e  $t$  são a matriz de rotação e o vetor de translação, respectivamente. Ao representar  $P_w$  no lado direito da coordenada homogênea  $P_w' = [h_{xw} \ h_{yw} \ h_{zw} \ h]^T$ , e escolhendo  $h = 1$ , a Equação 3.11 pode ser reescrita como (equação 3.12),

$$P_c = [R \ t] P_w' \quad (3.12)$$

Neste caso, a relação entre um ponto da cena representado por uma coordenada homogênea a respeito do sistema de referência global e seu pixel correspondente em coordenada homogênea é representada pela Equação 3.13.

$$z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \bar{K} P_c = \bar{K} [R \ t] P_w' = M P_w' = M \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

onde a matriz  $M$ ,  $3 \times 4$  é chamada de matriz de projeção  $M$  (equação 3.14).

$$M = \bar{K} [R \ t] \quad (3.14)$$

Esta matriz depende da matriz de parâmetros intrínsecos  $\bar{K}$  e dos parâmetros extrínsecos  $R$  e  $t$  do sistema. Como a formação de imagem de câmeras ToF podem ser modeladas por projeção perspectiva, sua calibração pode ser feita de forma parecida à de câmeras padrão (MUTTO et al., 2012).

No caso de sistemas com várias câmeras cada sensor é calibrado em relação a um único sistema de referência global, onde cada sensor tem sua matriz de rotação e vetor de translação. A partir dos parâmetros extrínsecos de cada câmera é possível saber a posição de um mesmo ponto visto pelos vários sensores ao mesmo tempo em relação ao sistema de coordenadas global.

A calibração extrínseca é feita utilizando o pacote de calibração do OpenPTrack<sup>1</sup>. Um padrão no formato de tabuleiro de damas com dimensões conhecidas é utilizado para a calibração, de forma que dois sensores consigam visualizá-los ao mesmo tempo. A posição e a orientação de uma das quinas do tabuleiro é estimada relacionando suas coordenadas no espaço 3D com suas coordenadas projetadas sobre a imagem 2D, como mostrado anteriormente.

---

<sup>1</sup> [https://github.com/OpenPTrack/open\\_ptrack/wiki/Camera-Network-Calibration](https://github.com/OpenPTrack/open_ptrack/wiki/Camera-Network-Calibration)

As matrizes de transformação entre as câmeras podem ser calculadas da seguinte forma: seja  $c1$ ,  $c2$  e  $W$ , duas câmeras e o padrão, respectivamente, e  ${}^{c1}_WT$  e  ${}^{c2}_WT$  as transformações de  $W$  em relação a  $c1$  e  $c2$ . A matriz de transformação entre  $c1$  e  $c2$ ,  ${}^{c1}_{c2}T$  pode ser calculada como se mostra na Equação 3.15.

$${}^{c1}_{c2}T = {}^{c1}_WT {}^{c2}_WT^{-1} \quad (3.15)$$

Posteriormente, o padrão é colocado no chão, sendo identificado o sistema de coordenadas global (Figura 3.9).

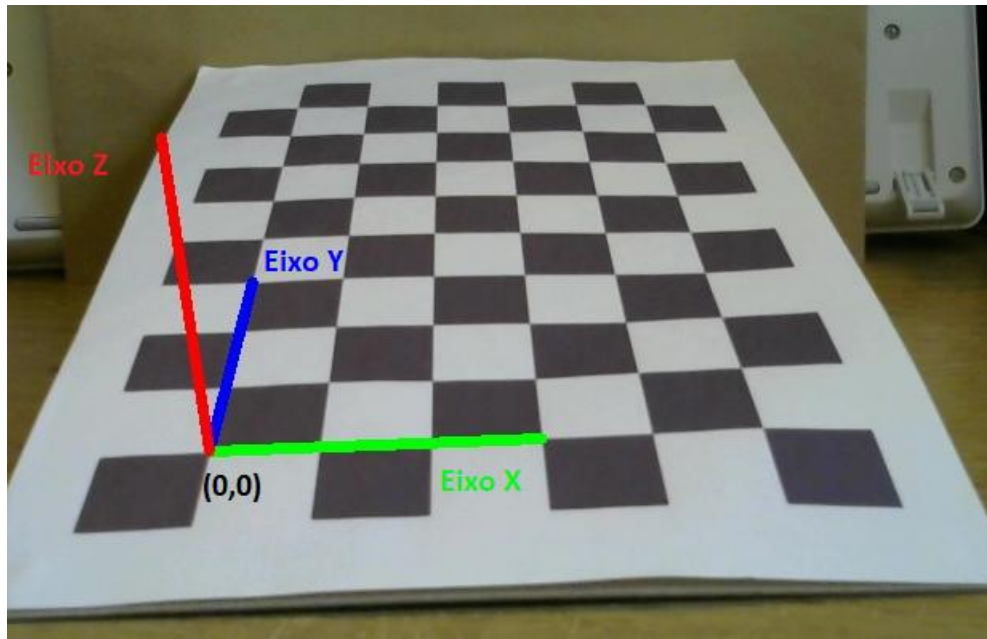


Figura 3.9 Padrão de damas e ponto de referência global.

### 3.3. Rede de sensores

O sistema desenvolvido é composto por uma rede de sensores Kinect v2 e faz a fusão dos dados proveniente destes sensores. O *Robot Operating System* (ROS) foi utilizado para a comunicação entre os dispositivos da rede e o *Network Time Protocol* (NTP) para a sincronização dos tempos de cada computador que a compõe.

### 3.3.1 *Robot Operating System*

O ROS é uma estrutura flexível *open source* para desenvolvimento de *softwares* para robótica. É uma coleção de ferramentas, bibliotecas e convenções com o objetivo de simplificar a tarefa de criar sistemas robóticos complexos e robustos utilizando uma grande variedade de plataformas robóticas. O ROS permite a integração de várias aplicações desenvolvidas separadamente para o desenvolvimento de sistemas mais completos (ROS, 2017). Além disso, aceita a utilização de duas linguagens de programação para o desenvolvimento dos *softwares* e possibilita a comunicação entre esses programas.

Entre as funcionalidades fornecidas pelo ROS estão abstração de *hardware*, *drivers* de dispositivos, visualizadores para simulação, troca de mensagens entre programas, gerenciamento de pacotes. Outras funcionalidades oferecidas pelo ROS envolvem áreas que a robótica utiliza, como visão computacional a partir da biblioteca OpenCV, e redes de computadores (QUIGLEY et al, 2010).

A comunicação e a transferência de dados entre cliente e servidor em rede pelo protocolo UDP, funções para a transformação de sistemas de coordenadas a partir dos parâmetros extrínsecos de cada sensor, e a ferramenta de simulação virtual 3D, RVIZ, fornecida pelo ROS foram de extrema importância para o desenvolvimento do sistema.

### 3.3.2 Sincronização da rede de sensores

Para a sincronização da rede foi utilizado o *Network Time Protocol* (NTP) que é um protocolo de rede para sincronização do *clock* entre sistemas de computação através de comutação de pacotes em rede de dados com latência variável. O NTP sincroniza todos os computadores de uma rede com precisão de milissegundos dentro do *Coordinated Universal Time* (UTC). O NTP apresenta bons resultados para redes locais em condições ideais. Sua precisão nominal é de menos de 100 ms para WANs, submilissegundos para LANs e submicrosegundos quando utilizando fontes de tempo de precisão como um oscilador de césio ou um receptor de GPS. Ressalta-se que o congestionamento na rede e rotas assimétricas podem causar erros iguais ou superiores a 100ms (MILLS, 2006).

Este protocolo usualmente é descrito em termos de modelo cliente-servidor, mas pode ser facilmente usado em relação ponto-a-ponto (*peer-to-peer*) onde cada ponto considera outro ponto a ser uma fonte de tempo em potencial. Normalmente é utilizado o *User Datagram Protocol* UDP na porta 123 para enviar e receber os *timestamps* (MILLS, 2006). Também podem usar transmissão ou multi-transmissão, onde os clientes passivamente escutam por atualizações de tempo após uma troca inicial de calibração ida e volta. Também fornece um aviso de qualquer ajuste de mudança de tempo iminente.

Vários servidores / pares fornecem redundância e diversidade para a sincronização. *Clock Filters* selecionam a melhor de uma janela de oito amostras de *offset* de tempo, e os algoritmos de intersecção e agrupamento escolhem os melhores resultados e descartam os piores. O algoritmo de combinação calcula a média ponderada de deslocamentos de tempo, e o *Loop Filter* e o oscilador de frequência variável (OFV) implementam o *loop* de *feedback* de fase híbrida / frequência de bloqueio (P/F) para minimizar o *jitter* (MILLS, 1990).

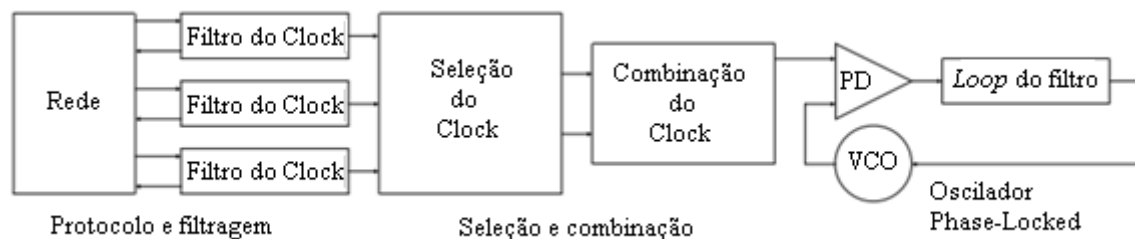


Figura 3.10 Arquitetura do NTP. (Fonte: Adaptado de MILLS, 1990)

A versão atual do NTP é a NTPv4, a qual provê boa precisão para redes e servidores em condições ideais. É resistente a falhas, ataques maliciosos e *bugs* de implementação. Maximiza a utilização da diversidade da Internet e redundância, e organiza automaticamente a topologia de sub-rede para melhor precisão e confiabilidade (MILLS, 2006).

### 3.4. Fusão de dados

A fusão de dados de múltiplos sensores é uma técnica que possibilita a combinação da informação de várias fontes com intuito de formar uma única informação com confiança e autenticidades melhoradas (KHALEGHI et al., 2013). É uma área de pesquisa multidisciplinar que utiliza técnicas de processamento de sinais, teoria da informação,

estimação e inferência estatística e inteligência artificial (KHALEGHI et al., 2013). A fusão de dados possui diversas aplicações em rede de sensores, robótica, processamento de imagens e projeto de sistemas inteligentes. Neste trabalho serão apresentadas apenas técnicas de fusão que foram utilizadas no desenvolvimento do sistema Multi-Kinect proposto neste trabalho.

Grande parte dos trabalhos feitos com múltiplos sensores Kinect utiliza heurística (KITSIKIDIS, 2014; GEISELHART et al., 2016) ou média simples (MÜLLER et al., 2017; BÜNGER, 2013) para a fusão dos dados. Alguns trabalhos também empregam o filtro de Kalman ou *Kalman Filter* (KF) para fazer a fusão da informação de múltiplos sensores Kinect (LI et al., 2014; MOON et al., 2016). O filtro de Kalman simples depende de uma distribuição de probabilidade unimodal.

Em outros trabalhos nos quais são feitas fusão multimodal como de sensor Kinect e sensores inerciais (FENG, 2014), são utilizados filtros generalizados. Tannous et al. (2016) fazem uma revisão da literatura de trabalhos que fazem a fusão de sensores inerciais com sensor Kinect com detalhes dos métodos utilizados, quais os dados de entrada e os parâmetros estimados e propõem o uso de um filtro de Kalman estendido (*extended Kalman filter* – EKF). Stohne (2014) compara o KF com o filtro de partículas para a fusão do *skeleton tracker* de múltiplos Kinect para simulação em tempo real, mostrando que o baixo custo computacional do KF possibilita um melhor desempenho e estimativas mais estáveis em tempo real do que o filtro de partículas.

O filtro de Kalman foi utilizado nesta Dissertação de Mestrado por ser um dos métodos mais populares, principalmente devido à sua simplicidade, facilidade de implementação, baixo custo computacional, e otimização no sentido de minimizar o erro médio quadrático. Além disso, é um método de fusão de dados bem estabelecido, no qual as propriedades foram profundamente estudadas e examinadas teoricamente e em aplicações práticas (KHALEGHI et al., 2013).

Existem diversos métodos para a fusão de múltiplos sensores utilizando filtros estimadores (STOHNE, 2014). Uma abordagem considera o grupo de sensores como um único sensor, combinando as medidas de cada um em uma única medida antes de passar pelo filtro. Esta abordagem funciona bem para um número pequeno de sensores (DURRANT-WHYTE, 2001). Outra abordagem trata as medidas de cada sensor de forma sequencial a cada intervalo de tempo. Ou seja, a cada intervalo as medidas de cada sensor são introduzidas no filtro. Desta

forma, a filtragem deve ser feita várias vezes, para cada medida, a cada intervalo de tempo, aumentando um pouco o custo computacional (DURRANT-WHYTE, 2001).

### 3.4.1 Filtros estimadores e fusão probabilística

Métodos probabilísticos dependem da função densidade de probabilidade para expressar a incerteza dos dados. A partir da representação em espaço de estados de um sistema o estimador bayesiano provê um método para calcular a densidade de probabilidade posterior de um estado hipotético  $x_k$  no tempo  $k$ , dado um conjunto de medidas  $Z^k = \{z_1, \dots, z_k\}$  e a distribuição a priori, como mostrado na Equação 3.16.

$$p(x_k|Z^k) = \frac{p(x_k|z_k) p(x_k|Z^{k-1})}{p(Z^k|Z^{k-1})} \quad (3.16)$$

Na qual,  $p(x_k|z_k)$  é chamada função de probabilidade e é baseada no modelo de medição do sensor, e  $p(x_k|Z^{k-1})$  é chamado de distribuição a priori, incorporando o modelo de transição do sistema. O denominador é um termo normalizador que garante que a função densidade de probabilidade se integre em uma só (KHALEGHI et al., 2013).

Pode-se aplicar o estimador Bayes em cada intervalo e atualizar a distribuição de probabilidade do estado do sistema, recursivamente. No entanto, a distribuição prévia e o termo de normalização contêm integrais que não podem ser avaliadas analiticamente (KHALEGHI et al., 2013).

### 3.4.2 Filtro de Kalman

O filtro de Kalman (KF) é um caso excepcional do estimador bayesiano com uma solução analítica exata devido à simplificação na dinâmica do sistema para ser linear-gaussiano. Teoricamente o KF é baseado no estimador linear quadrático, o qual consiste em estimar o estado atual de um sistema com dinâmica linear perturbado por um ruído branco utilizando medidas ou observações do estado corrompidas por ruídos. O resultado estimado é estatisticamente ótimo a respeito do erro de estimação de qualquer função quadrática (GREWAL; ANDREWS, 2008).

O KF é um sistema linear, discreto, com dimensão finita e variante no tempo que calcula o estado estimado minimizando o erro médio quadrático. A dinâmica do filtro de Kalman é resultado de ciclos consecutivos de predição e filtragem (RIBEIRO, 2004). Também é utilizado para prever o curso futuro da dinâmica de sistemas que não podem ser controlados, tais como o fluxo dos rios durante inundações, a trajetória de corpos celestes e preço de mercadorias negociadas (GREWAL; ANDREWS, 2008). Além disso, tem aplicações em calibração de sensores, seguimento por radar, economia, processos de manufatura, processamento de sinais e modelamento de tráfego em rodovias (GREWAL; ANDREWS, 2008).

O problema geral do KF é estimar o estado  $x \in \mathfrak{R}^n$  de um processo discreto no tempo, o qual é representado pela equação diferencial estocástica linear:

$$x_k = A x_{k-1} + B u_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.17)$$

com medida dada por

$$z_k = H x_k + v_k \quad (3.18)$$

As variáveis aleatórias  $w_{k-1}$  e  $v_k$  representam o ruído do processo e de medida, respectivamente, com covariância  $Q_k$  e  $R_k$ . Assume-se que os ruídos são brancos, com distribuição de probabilidade normal, e são independentes entre eles (Equações 3.19 e 3.20) (GREWAL; ANDREWS, 2008; WELCH; BISHOP, 2001).

$$p(w) \sim N(0, Q_k) \quad (3.19)$$

$$p(v) \sim N(0, R_k) \quad (3.20)$$

Na prática, as matrizes de covariância do ruído do processo  $Q$  e de covariância do ruído de medida  $R$  podem mudar a cada intervalo de tempo ou medida, entretanto, pode-se assumir que são constantes.

A matriz  $A$  ( $n \times n$ ) na equação diferencial (Equação 3.17) relaciona o estado no tempo anterior ( $k-1$ ) com o estado no tempo atual  $k$ . A matriz  $B$  ( $n \times l$ ) relaciona a entrada de controle opcional  $u \in \mathfrak{R}^l$  com o estado  $x$ . A matriz  $H$  ( $m \times n$ ) na Equação 3.18 relaciona o estado com a medida  $z_k$ . As variáveis a priori são variáveis estimadas antes da informação de medida ser introduzida no filtro, enquanto as variáveis posteriores são estimadas após a informação medida ser utilizada.

Define-se  $\hat{x}_k^- \in \mathfrak{R}^n$  como o estado estimado a priori no instante  $k$ , e  $\hat{x}_k \in \mathfrak{R}^n$  o estado estimado posterior no tempo  $k$  dada a medida  $z_k$ . Pode-se definir então a estimativa de erro a priori e posterior, respectivamente, conforme as Equações 3.21 e 3.22:

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^- \quad (3.21)$$

$$e_k \equiv x_k - \hat{x}_k \quad (3.22)$$

A covariância do erro estimado a priori é dada pela equação 3.23:

$$P_k^- \equiv E[e_k^- e_k^{-T}] \quad (3.23)$$

e a covariância do erro estimado posterior é dada por:

$$P_k \equiv E[e_k e_k^T] \quad (3.24)$$

Ao derivar as equações, o objetivo é achar uma equação que calcule o estado estimado posterior  $\hat{x}_k$  como uma combinação linear do estado a priori  $\hat{x}_k^-$ , e uma diferença ponderada entre a medida atual  $z_k$  e a predição da medida  $H \hat{x}_k^-$ . Isso é representado como

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K (z_k - H \hat{x}_k^-) \quad (3.25)$$

Na Equação 3.25, o termo  $(z_k - H \hat{x}_k^-)$  é chamado de medida residual. O resíduo reflete a discrepância entre a predição da medida  $H \hat{x}_k^-$  e a medida atual  $z_k$ . Um resíduo de zero significa que os dois valores estão completamente de acordo. A matriz  $K$  ( $n \times m$ ) é chamada de ganho de Kalman ou fator de mistura, o qual minimiza a covariância do erro posterior. Esta minimização pode ser atingida primeiramente substituindo  $\hat{x}_k$  na definição abaixo para  $e_k$ , resultando na Equação 3.26 ou 3.27, na qual  $K$  minimiza  $P_k$ .

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3.26)$$

$$K_k = \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \quad (3.27)$$

Analisando as equações acima se pode observar que quando a covariância do erro de medida  $R$  se aproxima de zero, o ganho  $K$  atribui mais peso ao resíduo.

$$\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H^{-1} \quad (3.28)$$

Em contrapartida, enquanto a covariância de estimativa do erro a priori  $P_k^-$  se aproxima de zero, o ganho  $K$  pesa menos para o resíduo.



$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0 \quad (3.29)$$

Pode-se explicar a influência de  $K$  de outra maneira. Quando a covariância do erro de medida  $R$  se aproxima de zero, a medida atual  $z_k$  se torna mais confiável enquanto a predição da medida  $H \hat{x}_k^-$  se torna menos confiável. Por outro lado, enquanto a covariância de erro de estimativa  $P_k^-$  se aproxima de zero, a medida atual  $z_k$  se torna menos confiável e a predição da medida mais confiável.

O KF estima um processo usando a forma de controle com realimentação. O filtro estima os estados do processo no tempo e obtém uma realimentação na forma de medidas ruidosas. As equações do KF são divididas em dois grupos: predição ou *time update* e correção ou *measurement update*.

A etapa de predição projeta para frente (no tempo) o estado atual e a estimativa de covariância dos erros para obter estimações a priori para o próximo instante (WELCH; BISHOP, 2001). É representada pelas Equações 3.30 e 3.31.

$$\hat{x}_k^- = A \hat{x}_{k-1} + B u_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.30)$$

$$P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q \quad (3.31)$$

A etapa de correção é responsável pela realimentação incorporando uma nova medida na estimação a priori para obter uma estimação posterior melhorada, sendo representada pelas Equações 3.31, 3.32 e 3.33. (WELCH; BISHOP, 2001).

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \quad (3.31)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K (z_k - H \hat{x}_k^-) \quad (3.32)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (3.33)$$

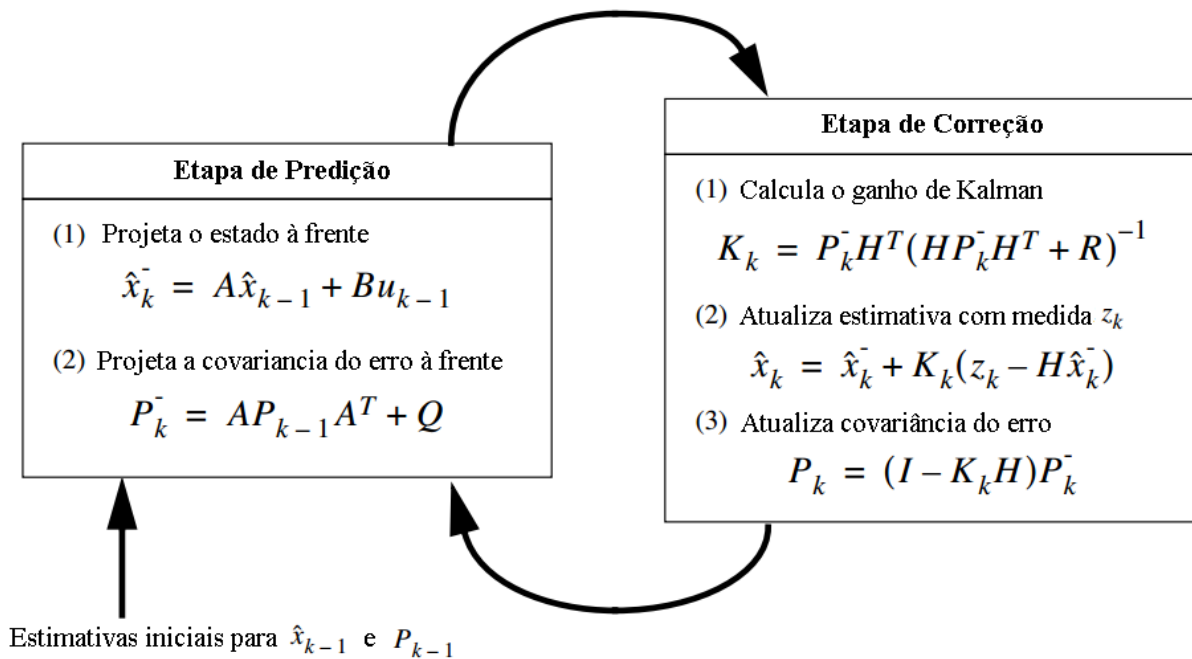


Figura 3.11 Algoritmo recursivo do filtro de Kalman (Fonte: Adaptado de WELCH; BISHOP, 2001).

Observa-se que as equações de predição projetam os estados e a estimativa da covariância na frente no tempo, do passo  $k-1$  para o passo  $k$ .

A primeira tarefa durante a correção (*measurement update*) é computar o ganho de Kalman  $K_k$ . O próximo passo é obter  $z_k$  e então gerar uma estimativa posterior do estado incorporando a medida. O passo final é obter uma estimativa posterior da covariância do erro. A cada tempo e par de atualizações de medida, o processo se repete com a estimativa posterior anterior usada para projetar ou prever uma nova estimativa a priori.

A covariância do ruído da medida  $R$  é usualmente medida antes de operar o filtro, sendo geralmente possível de se medir tomando algumas amostras das medidas do processo para se determinar a variância do ruído de medida.

Determinar a covariância do ruído do processo  $Q$  é mais difícil. Normalmente não é possível observar diretamente o processo a ser estimado. Entretanto, algumas vezes um modelo do processo simples pode produzir resultados aceitáveis ao “injetar” incerteza suficiente em  $Q$ . Neste caso, existe a necessidade das medidas do processo serem confiáveis. É frequente o caso em que o erro de medida não se mantenha constante. Também, o ruído do processo  $Q$  às vezes muda dinamicamente durante a operação de filtragem se tornando  $Q_k$ , para ajustar a diferentes dinâmicas. Por exemplo, no caso de seguimento da cabeça de um usuário em um

ambiente virtual 3D, é necessário reduzir a magnitude de  $Q$  se o usuário estiver se movimentando mais devagar, ou aumentar se estiver se movimentando mais rápido. Em tais casos,  $Q$  deve ser escolhido levando em conta a incerteza sobre a intenção do usuário e a incerteza do modelo.

Tendo ou não uma base racional para escolher os parâmetros, muitas vezes é possível atingir um melhor desempenho do filtro ajustando os parâmetros  $Q$  e  $R$ . Em condições em que  $Q$  e  $R$  são de fato constantes, tanto a covariância de erro de estimativa  $P_k$  quanto o ganho de Kalman  $K_k$  se estabilizarão rapidamente (WELCH; BISHOP, 2001).

Neste capítulo foram descritos os métodos e sensor utilizados no desenvolvimento do sistema desenvolvido neste trabalho. O capítulo seguinte mostra o funcionamento do sistema, a configuração utilizada e os protocolos realizados nos de testes validação.

## Capítulo 4. SISTEMA MULTI-KINECT

Neste capítulo é apresentado o funcionamento do sistema multi-Kinect para análise de marcha. São descritos os processos do *software* desenvolvido, a topologia dos sensores e o protocolo experimental utilizado para a validação do sistema.

### 4.1. Descrição do sistema

O sistema multi-kinect para análise de marcha humana desenvolvido é composto por câmeras RGBd de baixo custo (Microsoft Kinect v2) ligadas a computadores com diferentes configurações (rede heterogênea) com placas de vídeo NVIDIA GeForce. Um *notebook* com processador *Intel core i7* com 2,7 GHz e 8 Gb de memória RAM e uma placa de vídeo GeForce GT 540M e um computador *desktop* com processador *Intel core i5* com 3,2 GHz e 8 Gb de memória RAM com placa de vídeo GeForce GTX 580 são utilizados como clientes. Adicionalmente, um computador *desktop* com processador *Intel core i5* com 3,5 GHz e 16 Gb de memória RAM e placa de vídeo GeForce GTX 960 é utilizado tanto como servidor como cliente.

#### 4.1.1. Funcionamento do sistema

O *software* desenvolvido possui dois processos principais: o de detecção e seguimento do centro de massa e articulações do usuário, e o processo de fusão. O processo de detecção faz a segmentação dos pontos candidatos a serem pessoas no cenário, utilizando o *software* NiTE 2.2, que foi apresentado no capítulo anterior. O *software* NiTE fornece a posição de quinze articulações e do centro de massa do usuário. Cada câmera é conectada a um computador, no qual o processo de detecção é executado, fazendo a tarefa de cliente. Este envia os dados da detecção para o servidor pela rede utilizando o protocolo UDP através de um *switch Gigabit*, utilizando cabos ethernet para melhor transmissão (Figura 4.1).

O computador com maior capacidade de processamento foi utilizado também como servidor do sistema, sendo responsável ainda pelo processo de fusão. Esse processo utiliza os dados de detecção provenientes de cada cliente, fazendo a fusão destes utilizando um filtro de Kalman. Todo o gerenciamento dos protocolos de comunicação em rede e execução dos processos anteriormente apresentados são feitos através do sistema ROS, tornando possível a integração em tempo real das câmeras. Com a ferramenta para simulação virtual RVIZ é possível observar as articulações e o centro de massa do usuário, fusionados em tempo real. Além disso, o sistema ROS possibilita a integração da plataforma em sistemas robóticos.

O processo de seguimento do centro de massa e posição das articulações é responsável por inicializar os *drivers* do OPENNI para acessar os *streamings* da câmera de profundidade e RGB do Kinect. Com os *drivers* habilitados o NiTE recebe os *frames* e faz a segmentação do usuário da cena e, então, estima a posição de suas articulações.

Cada pixel da imagem com posição  $(u, v)$  em coordenadas da imagem é projetado para coordenadas de mundo 3D  $(x, y, z)$  utilizando os parâmetros de calibração intrínsecos estimados da câmera de profundidade, e as Equações 4.1, 4.2 e 4.3 (BURRUS, 2014).

$$Pw.x = (u - cx) \frac{depth(u,v)}{fx} \quad (4.1)$$

$$Pw.y = (v - cy) \frac{depth(u,v)}{fy} \quad (4.2)$$

$$Pw.z = depth(u, v) \quad (4.3)$$

Nessas equações, *depth* é a medida de profundidade em mm e  $cx$ ,  $cy$ ,  $fx$  e  $fy$  os parâmetros intrínsecos da câmera. Com isso, temos a posição de cada junta e centro de massa do usuário em coordenadas 3D do mundo em relação ao Kinect como origem.

As medidas fornecidas pelo NiTE possuem valores de confiança. Quando a confiança possui valores de 0,7 ou maior, quer dizer que a medida é precisa e foi feita uma boa estimação; valores de 0,5 ou 0 significa que a medida foi mal estimada ou não foi possível medir a posição da junta.

Cada posição é armazenada em um vetor e então enviada para o servidor utilizando a ferramenta de comunicação entre processos fornecida pelo sistema ROS. A mensagem enviada também possui o instante em que o *frame* chega ao cliente. Isto também é possível devido ao sistema ROS oferecer a possibilidade de criar tipos de mensagens para serem

enviadas, contendo mais de um tipo de informação. Por exemplo, a mensagem que o cliente envia ao servidor no sistema desenvolvido possui informação sobre a posição das articulações, a confiança da medida realizada, o *timestamp* (tempo), e de qual sensor são as leituras. O envio da posição das articulações pelo processo do cliente é limitado a quando o usuário está a mais de 1,5 m do sensor Kinect e a menos de 4,5 m, devido à instabilidade das medições quando o sensor não consegue observar o corpo inteiro do usuário, e quando o usuário está muito longe. Essa distância foi definida a partir do campo de visão vertical do sensor Kinect e sua limitação de precisão em função da distância. Para se obter melhores resultados, apenas as medidas com confiança de 0,7 ou maior são enviadas para o processo de fusão.

O processo do servidor é responsável por transformar cada posição recebida para o sistema de coordenadas global, realizar a fusão de dados utilizando um filtro de Kalman e, então, salva os dados de posição em um arquivo .txt no formato *JavaScript Object Notation* (JSON). O servidor espera por informações vindas dos clientes a todo o momento e as coloca em um *buffer*.

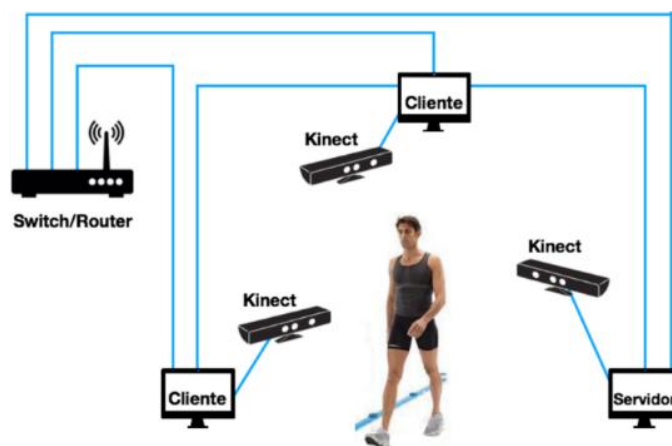


Figura 4.1 Topologia cliente/servidor do sistema com 3 sensores.

A função disponibilizada pelo ROS, *transformpoint*, faz a transformação homogênea das posições recebidas que estão no sistema de coordenadas do Kinect para o sistema de coordenadas global. A matriz de rotação e vetor de translação, utilizados para as transformações são definidos no processo de calibração extrínseca, apresentado no capítulo anterior.

Com as posições das articulações em um sistema de referências global e o tempo em que foi feita cada medida é possível fazer a fusão dos dados a partir do filtro de Kalman. Este utiliza o

modelo de posição, velocidade e aceleração descrito na forma de espaço de estados na etapa de predição para cada articulação, representado pela Equação 4.4

$$\begin{bmatrix} x \\ dx \\ d^2x \\ y \\ dy \\ d^2y \\ z \\ dz \\ d^2z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & dt & dt^2/2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & dt & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & dt & dt^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & dt & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & dt & dt^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ dx \\ d^2x \\ y \\ dy \\ d^2y \\ z \\ dz \\ d^2z \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

onde x, y, z são as posições dx, dy, dz as velocidades e d<sup>2</sup>x, d<sup>2</sup>y e d<sup>2</sup>z as acelerações em cada eixo. A variável dt é a diferença entre o tempo da última medição feita com a medição atual.

As matrizes de covariância Q e R foram estimadas por tentativa e erro, até se conseguir um bom resultado. O filtro de Kalman é atualizado sempre que um novo dado de posição chega ao *buffer* do servidor, mas os dados de saída do filtro são salvos com uma taxa de 30 Hz, que é a taxa de amostragem do sensor Kinect. Os dados salvos contêm informação da posição e tempo em que a medida foi realizada.

Cada cliente espera por dados vindos do sensor Kinect e, ao recebê-los, verifica se o usuário está dentro da área de captura. Se sim, verifica o nível de confiança da medida e seleciona apenas as medidas com confiança maior ou igual a 0,7, como explicado anteriormente. Então é feita a transformação dos dados de posição do sistema de coordenadas da imagem para o sistema de coordenadas do sensor Kinect e o envio os dados para o servidor realizar a fusão.

O servidor espera por dados dos clientes e a cada 33 ms e salva os últimos dados fusionados. Ao receber uma mensagem com os dados de posição de um cliente, o servidor verifica o intervalo de tempo entre a última mensagem recebida e a atual. Se este intervalo é maior que 33 ms, o sistema descarta a medida recebida e recomeça a contar os intervalos a partir da próxima medida a receber. Isto é feito para que a fusão dos dados não utilize medidas com tempo muito discrepantes. Se a medida está dentro do intervalo de tempo, o sistema faz a transformação do sistema de coordenadas do Kinect para o sistema de coordenadas global definido no processo de calibração extrínseca. Só então a medida é inserida no filtro de Kalman. O valor estimado pelo filtro é armazenado num *buffer* para então salvar as medidas.

Os dados salvos são processados e os parâmetros de marcha são calculados no *software* MATLAB. É utilizado um filtro Butterworth passa-baixas para eliminar os ruídos dos dados e então conseguir uma melhor estimativa. Os cálculos são feitos a partir dos dados de posição dos pés e do centro massa do usuário, apesar da posição de todas as articulações disponibilizadas pelo NiTE serem salvas.

Os fluxogramas das Figura 4.2 e Figura 4.3 mostram o caminho dos dados do sensor até o servidor salvá-los no arquivo de texto para o processamento.



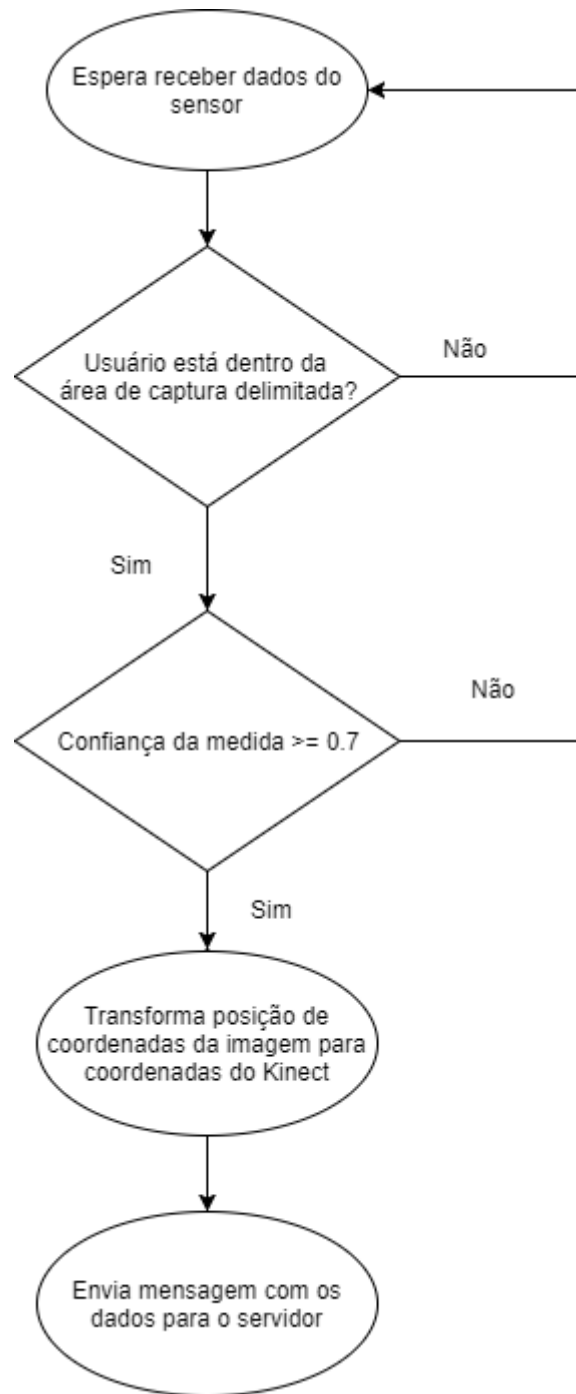


Figura 4.2 Fluxograma de dados dos clientes.

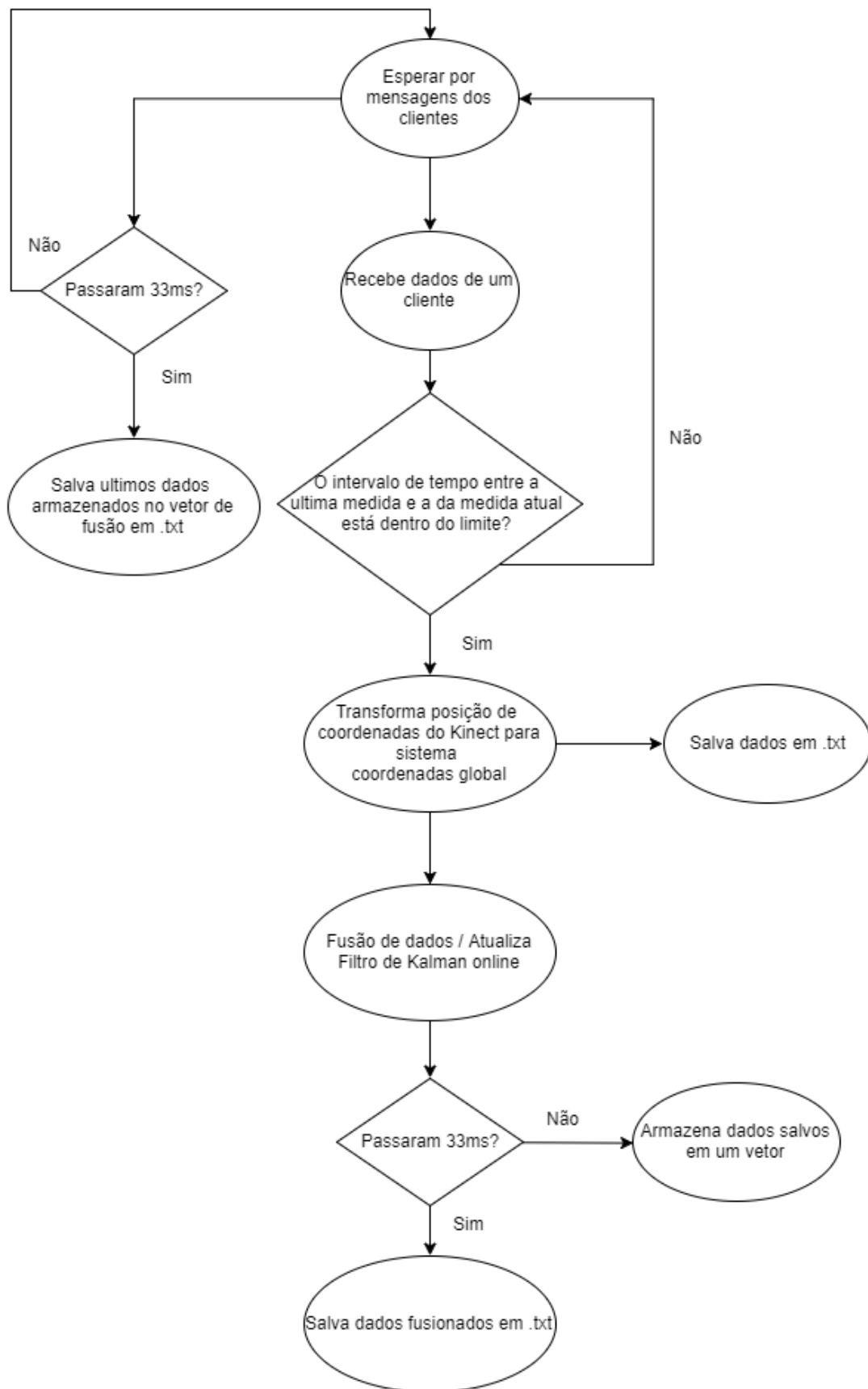


Figura 4.3 Fluxograma de dados do servidor.

#### 4.1.2. Simulação e processamento de dados

Foram realizados vários testes preliminares e simulações para a verificação do funcionamento do sistema. A posição fusionada das articulações e a posição e a orientação dos sensores Kinect foram virtualmente simulados em tempo real utilizando a ferramenta RVIZ fornecida pelo sistema ROS. Esta ferramenta foi de extrema importância para o entendimento e desenvolvimento do sistema, pois torna possível observar o comportamento das posições estimadas pelo sistema. Os gráficos e cálculos dos parâmetros foram todos feitos no MATLAB a partir das informações de posição das articulações e tempo adquiridos pelo sistema. O gráfico do deslocamento dos pés enquanto um usuário caminha pela área de captura foi comparado com o gráfico obtido por Müller et al. (2017).

Primeiramente verificou-se o funcionamento do filtro de Kalman *online* implementado, comparando os resultados com os de um filtro de Kalman *off-line*, a partir das medidas reamostradas a uma taxa constante de 30 Hz (taxa de amostragem do sensor Kinect). Entretanto, percebeu-se a necessidade da utilização de um filtro passa-baixas para a eliminação de ruídos e *outliers* nas medidas.

#### 4.2. Protocolo de validação experimental

O desenvolvimento do protocolo de validação experimental foi baseado nos trabalhos de Müller et al. (2017) e Rinaldi e Moraes (2015). Foi analisada a marcha de dez jovens adultos saudáveis, 4 mulheres e 6 homens com idade entre 20 e 30 anos ( $23,4 \pm 3,1$ ), altura entre 1,55 e 1,85 m ( $1,69 \pm 0,1$  m) e peso variando de 50 a 90 kg ( $68 \pm 12$  kg). Os experimentos foram divididos em duas partes. O primeiro teve por objetivo a análise da precisão no cálculo do comprimento de passo e passada. O segundo teve foco no cálculo dos parâmetros espaço-temporais de marcha livre dos participantes para comparação com resultados encontrados na literatura.

#### 4.2.1. Distribuição dos sensores Kinect

O caminho pelo qual o usuário deve percorrer possui 5 m dos quais 4 m são analisados pelo sistema (Figura 4.4). A configuração utilizada foi baseada na configuração de Müller et al. (2017), o qual foi modificado para utilizar três sensores e conseguir o caminho mais longo possível. A configuração também foi feita baseada nas limitações do *Middleware* NiTE e no FoV do sensor Kinect, pois quando o usuário chega a menos de 1,5 metros do sensor, este não consegue visualizar algumas partes do corpo do usuário interferindo consideravelmente nas medidas, conforme explicado anteriormente neste capítulo. O último sensor Kinect só começa a enviar dados das posições das articulações quando o usuário está na iminência de sair do campo de visão da primeira fileira de sensores Kinect.

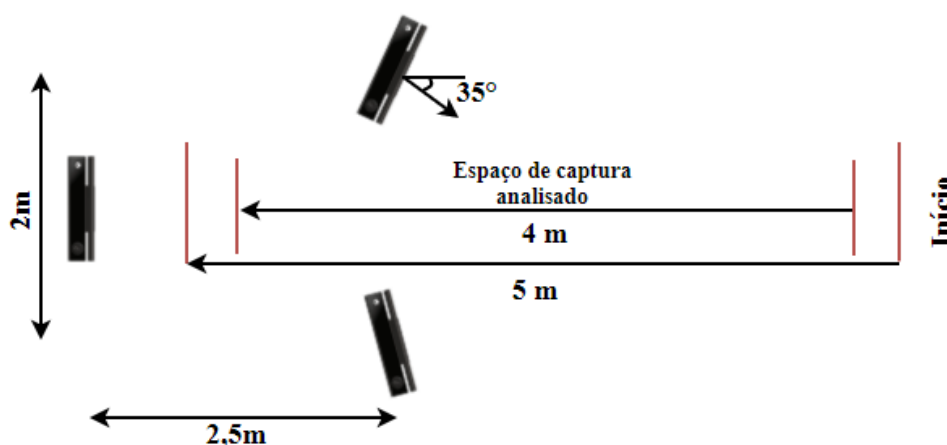


Figura 4.4 Configuração do sistema com três sensores para análise de marcha.

Os sensores Kinect são posicionados desta forma, com a finalidade de minimizar auto-occlusões das articulações do usuário e, desta forma, não interferir nas medições das posições. O sistema identifica o usuário em pelo menos um segundo a partir do primeiro passo, pois só assim o *middleware* NiTE consegue identificar e então segmentá-lo do cenário.

Após o posicionamento dos sensores, é necessário fazer a calibração extrínseca da rede de câmeras, de forma a obter a pose de cada sensor em relação a um sistema de referências global. A etapa de calibração foi descrita no Capítulo 3.

Os experimentos foram realizados no Laboratório de Força e Condicionamento (LAFEC) do Núcleo de Pesquisa e Extensão em Ciências do Movimento Corporal (NUPEM) do Departamento de Educação Física e Desportos da UFES, o qual apresenta condições de

espaço e controle de iluminação, favoráveis à realização de testes de marcha. A Figura 4.5 mostra a distribuição dos sensores montada para a realização dos experimentos.



Figura 4.5 Sistema multi-Kinect com três sensores.

Os parâmetros estimados a partir das informações de posição fornecidas pelo sistema foram:

- velocidade de marcha
- comprimento de passo
- comprimento de passada
- cadência

#### 4.2.2. Experimento 1

Para a validação experimental do cálculo do comprimento de passo e passada, verificou-se a precisão em que o sistema estima o deslocamento da posição dos pés a partir do seguinte procedimento proposto. O usuário deve caminhar no espaço delimitado pisando em marcações feitas no chão com distância de 65 cm entre cada uma, para verificar o tamanho do passo e passada. Desta forma, verificou-se a precisão com que o sistema estima o deslocamento dos pés enquanto o usuário se movimenta. Esperava-se que os passos tivessem

em média comprimento de 65 cm, e as passadas comprimento de 130 cm. Para se conseguir uma boa repetibilidade, os testes foram realizados cinco vezes com cada participante.

#### **4.2.3. Experimento 2: estimação de parâmetros espaço temporais em marcha livre**

Também foram feitas cinco repetições para a análise dos parâmetros espaço temporais da marcha livre dos participantes para a comparação com resultados da literatura. Neste caso, os participantes foram instruídos a andar de forma natural com velocidade confortável. Os parâmetros estimados foram comparados com os obtidos pelo sistema de Dolatabadi et al. (2016), pois o caminho utilizado para os testes e a média de altura, idade e peso dos participantes são semelhantes.

Todas as sessões de teste foram gravadas com uma câmera RGB simples, e o tempo de cada *frame* foi salvo para análise visual do momento em que o pé do usuário toca o chão e também verificar se houve algum erro na realização dos experimentos.

### **4.3. Considerações finais**

Neste capítulo foi explicado o funcionamento do sistema, a configuração e os protocolos de teste realizados. A análise do funcionamento do sistema e os resultados obtidos nos experimentos são expostos no Capítulo 5, sendo feita também a discussão dos resultados.

## Capítulo 5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos na simulação virtual da posição das articulações e avalia-se o funcionamento do filtro de Kalman *online* implementado. Também são apresentados os resultados dos experimentos de validação e faz-se a discussão.

### 5.1. Simulação virtual

A ferramenta RVIZ do sistema ROS foi utilizada para a simulação em tempo real dos dados de posição das articulações com a fusão. A Figura 5.1 mostra a posição das articulações de um usuário a partir da fusão de três sensores Kinect.

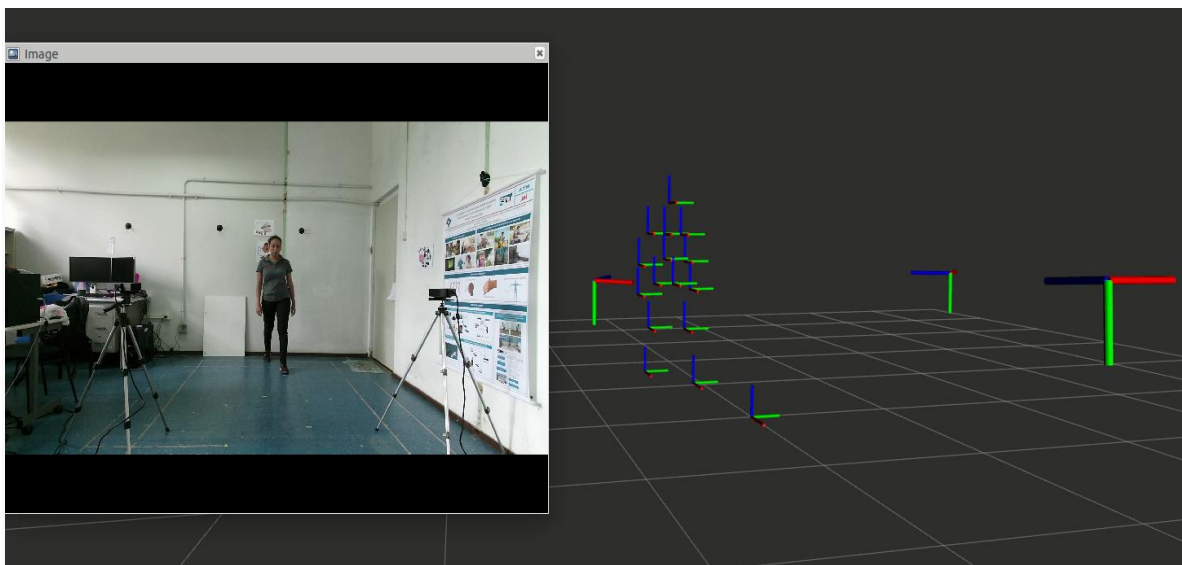


Figura 5.1 Simulação virtual das posições das articulações no RVIZ utilizando três sensores Kinect.

A partir da análise dos resultados, foi possível perceber que as articulações simuladas seguem os movimentos do usuário de forma coerente enquanto este se move no espaço de captura.

## 5.2. Processamento dos dados e análise do filtro de Kalman

Primeiramente avaliou-se o funcionamento do filtro de Kalman *online* implementado. Após os dados serem reamostrados a uma taxa fixa de 30 Hz, fez-se a filtragem a partir do filtro de Kalman *off-line* com os mesmos parâmetros do filtro de Kalman *online*. É possível perceber nos gráficos das Figuras 5.2 e 5.3 que o comportamento do filtro *off-line* (vermelho) e *online* (amarelo) são semelhantes, e que o sinal fica menos ruidoso em relação aos dados sem processamento, mostrando que o filtro de Kalman *online* funciona muito bem.

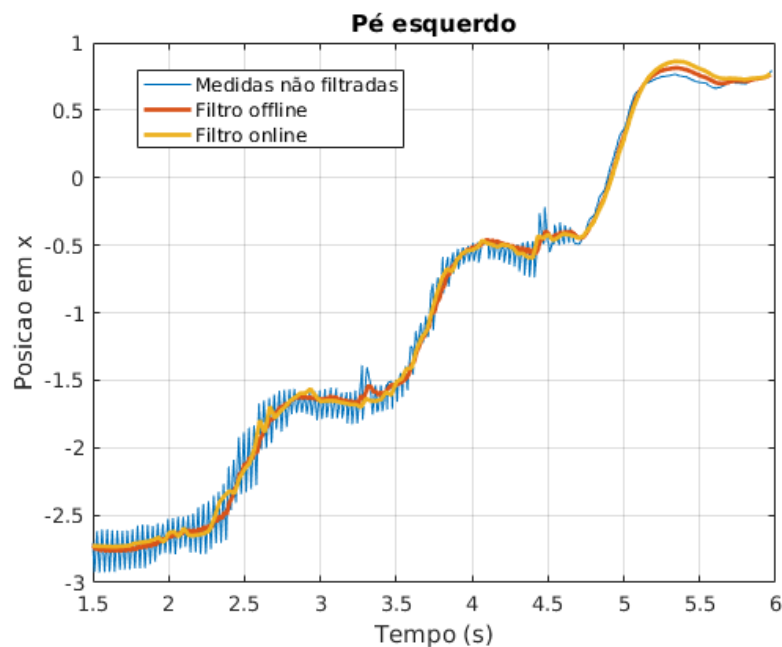


Figura 5.2 Gráfico dos dados de posição do pé esquerdo. Azul: medidas não filtradas, vermelho: medidas com KF *online*, amarelo: medidas com KF *offline*.



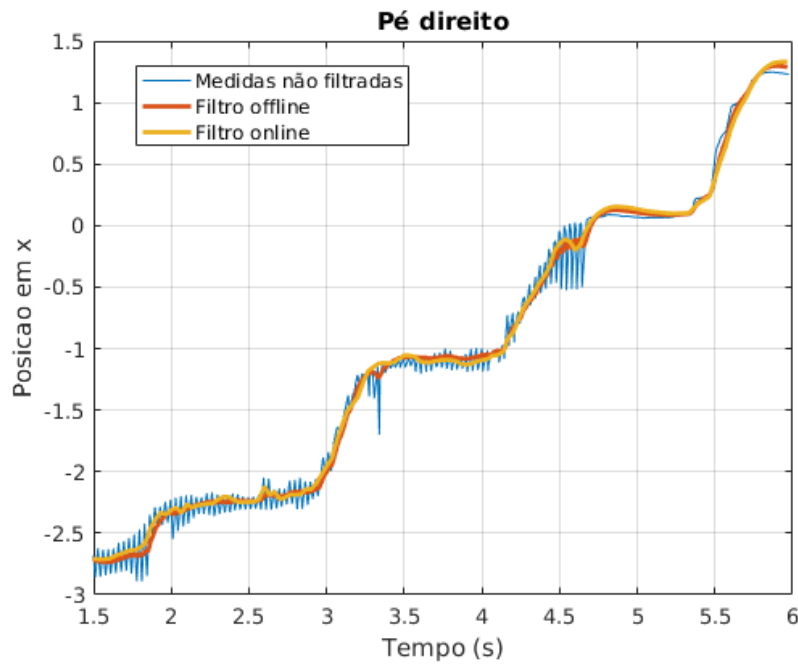


Figura 5.3 Gráfico dos dados de posição do pé direito. Azul: medidas não filtradas, vermelho: medidas com KF *online*, amarelo: medidas com KF *offline*.

Nota-se que ainda existem ruídos nas medições com o filtro de Kalman, sendo necessário utilizar outro filtro para eliminá-los. Por tal motivo, foi utilizado um filtro Butterworth passa-baixas de 2º ordem com frequência de corte de 2,5 Hz, projetado com a função *designfilt* do *software* MATLAB. Foi então aplicado o *Zero-phase digital filtering* com o filtro Butterworth projetado, processando os dados de entrada nas duas direções, de ida e de volta. Desta forma, não são gerados atrasos na saída do filtro (Mitra, 2001).

As Figuras 5.4, 5.5 e 5.6 mostram o gráfico da posição dos pés e do centro de massa sem tratamento, em azul, e após a filtragem em vermelho. É possível perceber que o filtro Butterworth passa-baixas consegue eliminar os ruídos deixando o comportamento do gráfico suave.

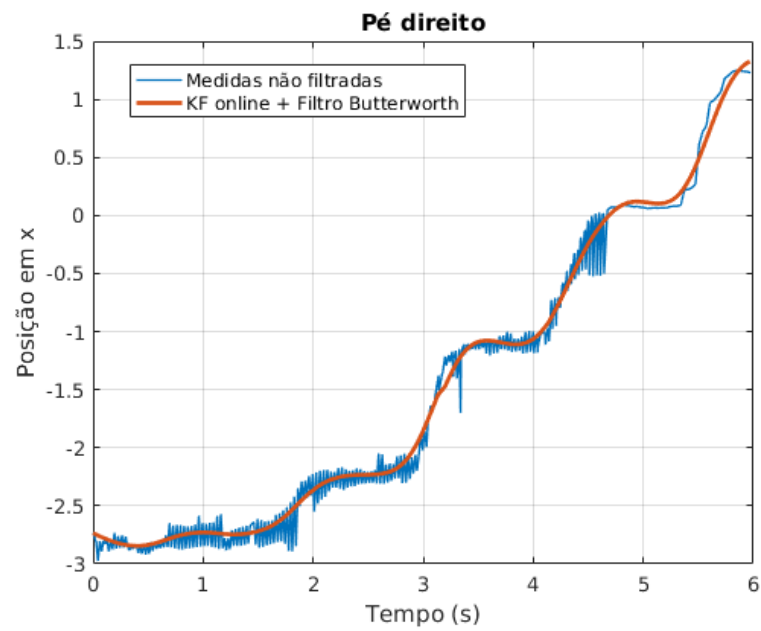


Figura 5.4 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF *online* mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do pé direito.

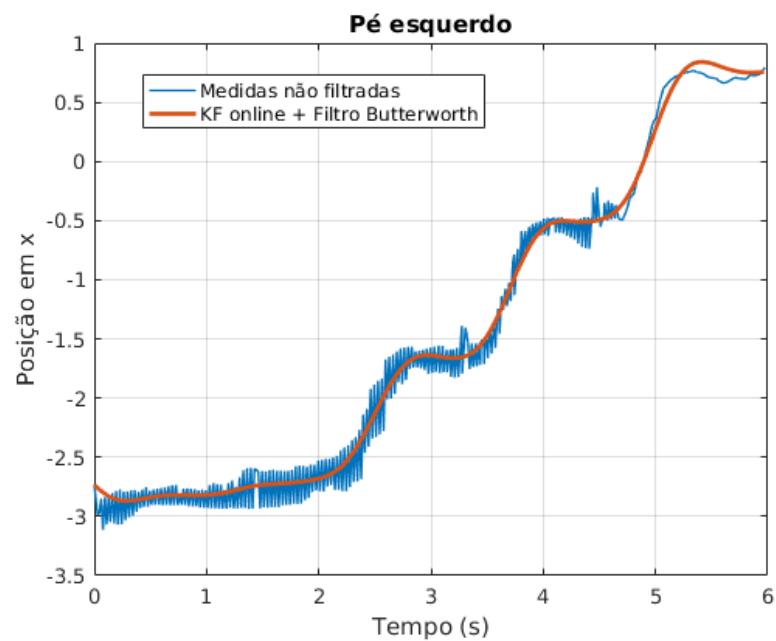


Figura 5.5 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF *online* mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do pé esquerdo.

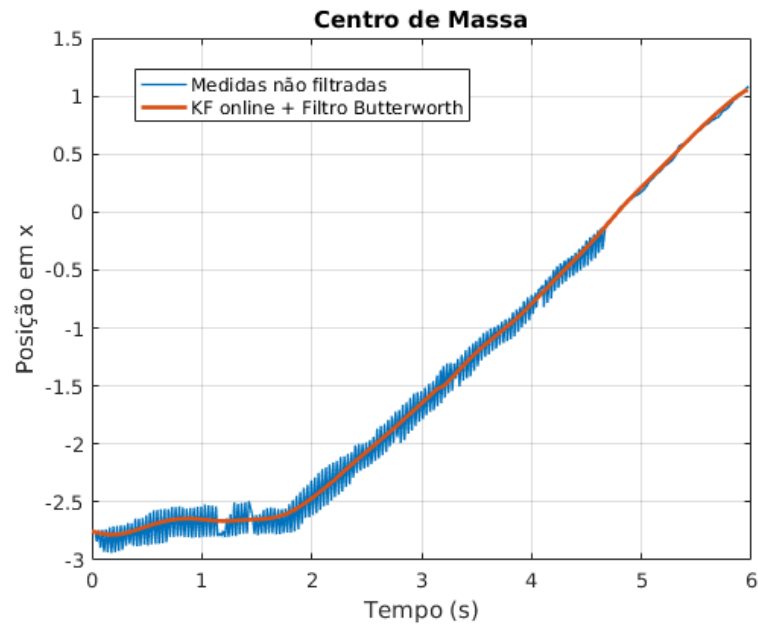


Figura 5.6 Medidas sem filtragem (azul) e medidas com KF *online* mais filtro passa-baixas Butterworth (vermelho) do centro de massa.

Comparando-se o gráfico de deslocamento dos pés adquiridos após o processamento (Figura 5.8) com o gráfico do trabalho de Müller (2017) (Figura 5.7), percebe-se que os gráficos possuem comportamento semelhante.

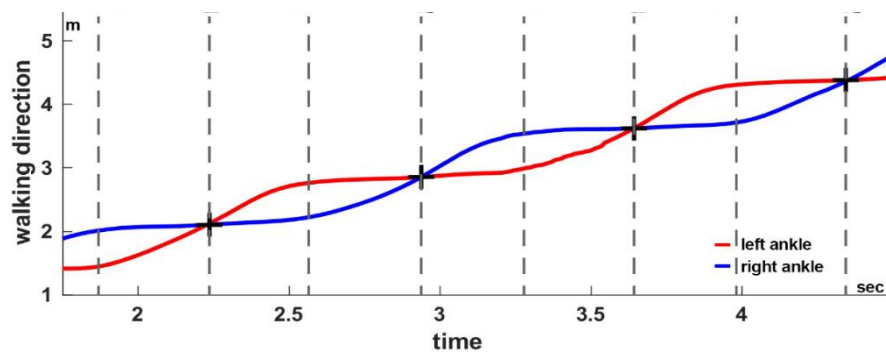


Figura 7 Deslocamento dos pés na direção da marcha em Müller et al. (2017) (Fonte: Adaptado de Müller et al. (2017)).

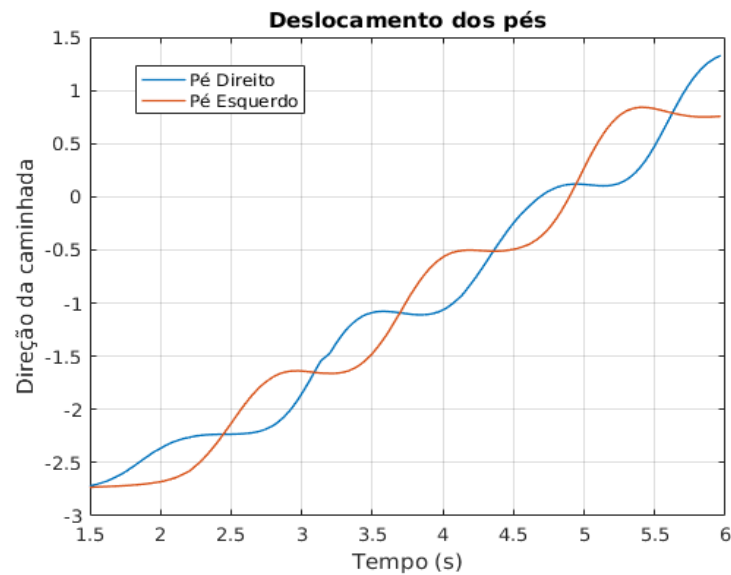


Figura 5.8 Deslocamento dos pés na direção da marcha adquirida pelo sistema proposto.

### 5.3. Resultados da validação experimental

#### 5.3.1 Análise dos resultados do Experimento 1

No Experimento 1, o deslocamento dos pés foi medido a partir da diferença da posição nos pontos de mínima velocidade. Este momento coincide com o momento em que o participante toca o pé na marcação. Para medir o comprimento de passo utilizou-se a diferença entre a posição nos pontos de mínima velocidade entre cada pé e, para a passada, os pontos de mínima velocidade do mesmo pé. Os gráficos da Figura 5.9 mostram os pontos e valores utilizados para os cálculos.

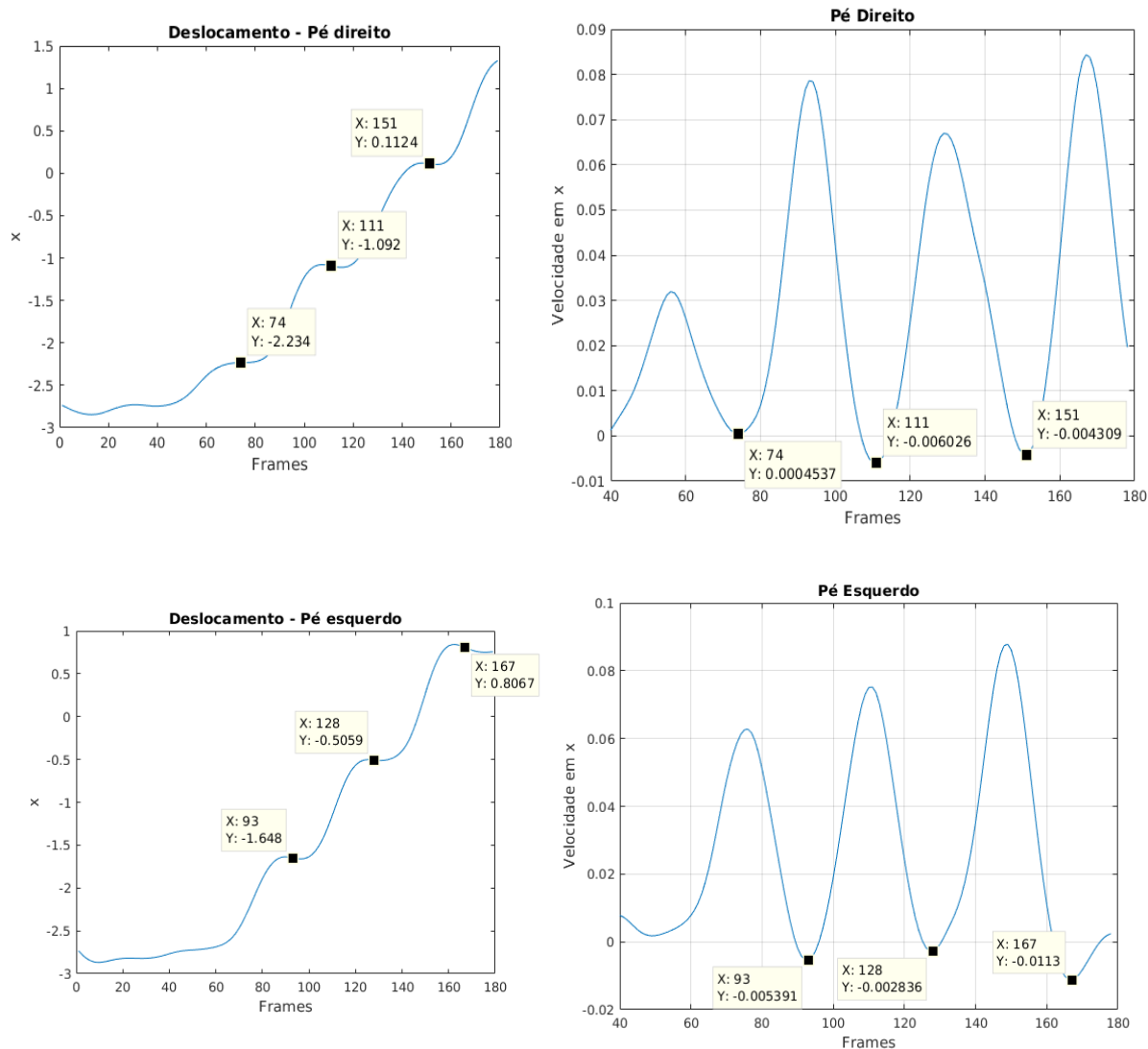


Figura 5.9 Pontos estimados dos momentos em que o participante pisa nos marcadores, utilizados para o cálculo dos parâmetros.

A velocidade de caminhada é calculada a partir do deslocamento do centro de massa dividido pelo tempo de caminhada, e a cadência é estimada pela quantidade de passos no tempo que o usuário demora do primeiro até o último passo.

Foram calculados os parâmetros para cada uma das sessões de experimentos de cada participante. A Tabela 5.1 mostra a média e o desvio padrão dos parâmetros de cada participante.

Tabela 5.1 Média e desvio padrão dos parâmetros de marcha calculados de cada participante no Experimento 1.

	Participante	Comp. de passo d. (m)	Comp. de passo e. (m)	Comp. de passada d. (m)	Comp. de passada e. (m)	Cadência (passos/s)	Velocidade (m/s)
<b>Média ± Desvio Padrão</b>	1#	0,65 ± 0,03	0,67 ± 0,02	1,32 ± 0,03	1,32 ± 0,04	1,33 ± 0,11	0,88 ± 0,07
	2#	0,67 ± 0,03	0,66 ± 0,02	1,31 ± 0,04	1,32 ± 0,03	1,57 ± 0,05	1,05 ± 0,04
	3#	0,64 ± 0,01	0,65 ± 0,02	1,29 ± 0,03	1,29 ± 0,02	1,44 ± 0,07	0,97 ± 0,04
	4#	0,63 ± 0,02	0,67 ± 0,02	1,31 ± 0,01	1,29 ± 0,01	1,47 ± 0,05	0,94 ± 0,02
	5#	0,68 ± 0,02	0,64 ± 0,03	1,34 ± 0,01	1,28 ± 0,03	1,51 ± 0,03	1,07 ± 0,03
	6#	0,66 ± 0,02	0,67 ± 0,03	1,34 ± 0,04	1,3 ± 0,03	1,51 ± 0,1	1,03 ± 0,09
	7#	0,67 ± 0,05	0,65 ± 0,04	1,33 ± 0,02	1,31 ± 0,04	1,49 ± 0,03	1,01 ± 0,02
	8#	0,63 ± 0,01	0,65 ± 0,02	1,29 ± 0,03	1,29 ± 0,02	1,57 ± 0,07	1,05 ± 0,05
	9#	0,66 ± 0,02	0,65 ± 0,04	1,35 ± 0,04	1,31 ± 0,03	1,38 ± 0,02	0,96 ± 0,01
	10#	0,66 ± 0,03	0,65 ± 0,03	1,31 ± 0,04	1,3 ± 0,05	1,52 ± 0,07	1,06 ± 0,05

Os parâmetros estimados são coerentes com o esperado, ou seja, a média geral do comprimento de passos com 0,65 m, e desvio padrão de 0,02 m, e média de comprimento de passada de 1,31 m e desvio padrão de 0,02 m. Foi possível perceber uma consistência nas estimativas feitas, pois o desvio padrão é baixo em todos os parâmetros. Levando-se em consideração os erros de estimação das posições das articulações pelo sensor Kinect e que os participantes podem cometer pequenos erros ao pisar sobre as diferentes marcações no solo, os valores adquiridos são considerados satisfatórios, validando o cálculo de deslocamento dos pés com o sistema desenvolvido.

Sabendo-se a distância percorrida, a quantidade de passos realizados, e o tempo gasto pelo participante no caminho, após analisar as sessões gravadas, é simples perceber que a velocidade de caminhada e a cadência também foram estimadas de forma consistente.

### 5.3.2 Análise dos resultados do Experimento 2

Neste experimento, foram analisados os parâmetros espaço temporais da marcha livre de cada participante. Para isso, fez-se a inspeção visual em todos os *frames* de cada experimento realizado para verificar o momento do HS, de forma a se estimar os parâmetros de forma correta (Figura 5.10).



Figura 5.10 *Frames* contendo o momento do toque do calcanhar no chão (*Heel Strike*) .

O primeiro passo e o último passo da marcha foram ignorados, pois possuem medidas não confiáveis, já que a marcha não está em regime, sofrendo efeitos da aceleração e desaceleração da marcha (SALBACH et al., 2015). A Figura 5.11 mostra os pontos de HS identificados nos gráficos de posição dos pés ao longo do caminho percorrido.

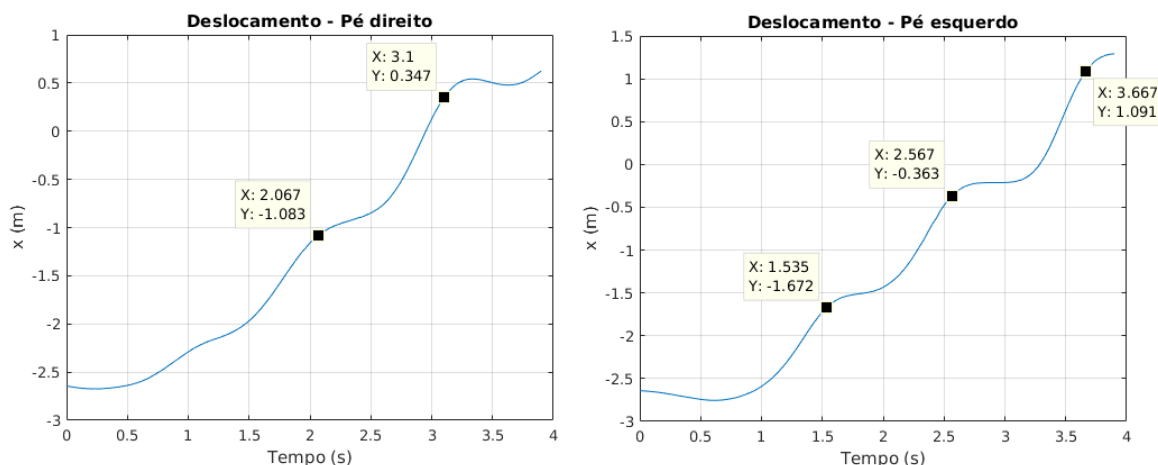


Figura 5.11 Pontos de contato do pé identificados pelos *frames*.

A Tabela 5.2 mostra a média e o desvio padrão geral. Os resultados do comprimento de passo são então comparados com os resultados de Dolatabadi et al. 2016.

Tabela 5.2 Média e desvio padrão dos parâmetros de marcha livre calculados de cada participante no Experimento 2.

	Experimento	Comp. De passo d. (m)	Comp. De passo e. (m)	Comp. de passada d. (m)	Comp. de passada e. (m)	Velocidade (m/s)	Cadência (passos/s)
<b>Média ± Desvio Padrão</b>	<b>1</b>	0,61 ± 0,02	0,63 ± 0,04	1,22 ± 0,04	1,22 ± 0,05	0,96 ± 0,02	1,28 ± 0,03
	<b>2</b>	0,66 ± 0,03	0,68 ± 0,03	1,33 ± 0,04	1,33 ± 0,04	0,98 ± 0,01	1,49 ± 0,02
	<b>3</b>	0,68 ± 0,02	0,69 ± 0,02	1,38 ± 0,02	1,36 ± 0,03	1,08 ± 0,02	1,53 ± 0,02
	<b>4</b>	0,67 ± 0,02	0,7 ± 0,03	1,39 ± 0,03	1,38 ± 0,04	1,07 ± 0,06	1,56 ± 0,04
	<b>5</b>	0,58 ± 0,02	0,6 ± 0,04	1,18 ± 0,03	1,19 ± 0,05	0,94 ± 0,03	1,54 ± 0,05
	<b>6</b>	0,66 ± 0,01	0,66 ± 0,03	1,32 ± 0,04	1,33 ± 0,04	1,16 ± 0,04	1,81 ± 0,07
	<b>7</b>	0,69 ± 0,03	0,7 ± 0,02	1,37 ± 0,07	1,35 ± 0,04	0,97 ± 0,06	1,54 ± 0,07
	<b>8</b>	0,61 ± 0,04	0,62 ± 0,04	1,24 ± 0,04	1,24 ± 0,07	0,97 ± 0,04	1,66 ± 0,1
	<b>9</b>	0,69 ± 0,03	0,67 ± 0,05	1,39 ± 0,08	1,37 ± 0,07	1 ± 0,09	1,5 ± 0,1
	<b>10</b>	0,69 ± 0,02	0,7 ± 0,03	1,37 ± 0,05	1,39 ± 0,05	1,13 ± 0,07	1,79 ± 0,12

Os resultados obtidos são coerentes e consistentes. Ao analisar a Tabela 5.2, é possível perceber as características da marcha de cada participante, na qual a média dos passos e passadas são diferentes para cada um. Isto ocorre, pois a altura e a velocidade de caminhada



preferida dos participantes são diferentes, influenciando nesses parâmetros de marcha. Já na Tabela 5.11 do Experimento 1, os passos e passadas possuem valores próximos do valor esperado para cada participante.

Os resultados foram comparados com os resultados obtidos por Dolatabadi et al. (2016) pois as médias de altura e peso dos participantes são próximas, e o tamanho do espaço de captura também. No trabalho de Dolatabadi et al. (2016), o comprimento dos passos calculados possui média de 0,7 m e desvio padrão de 0,06 m para uma velocidade média de 1,2 m/s, muito próximos aos resultados obtidos pelo sistema proposto (0,66 m, com desvio padrão de 0,04 m, para uma velocidade média de 1,04 m/s).

Os testes feitos mostram que a fusão de dados de posição funciona bem, e consegue-se estimar os parâmetros de forma consistente, com pequenos erros. No entanto, ainda é necessária uma validação do sistema para estimar os parâmetros a partir de um sistema de análise de marcha profissional.

A utilização de uma configuração com mais de uma fileira com sensores Kinect de cada lado seria interessante para uma melhor comparação com os sistemas encontrados na literatura, pois aumentaria o espaço de captura. Computadores com processador e placa de vídeo mais potentes poderiam ajudar a melhorar o desempenho do sistema, pois o sistema demanda uma alta carga de processamento.

## Capítulo 6. CONCLUSÃO

Neste trabalho, fez-se um estudo da literatura sobre a marcha humana, as doenças e deficiências que afetam suas características, e sistemas de análise de marcha com sensores RGBd. As doenças e deficiências que afetam os padrões de marcha consequentemente afetam o estilo de vida e a independência das pessoas afetadas. A partir disto, novas tecnologias estão sendo utilizadas e desenvolvidas para o diagnóstico de doenças e terapias de reabilitação. Estudos recentes mostram que ferramentas de análise de movimento ajudam a avaliar a capacidade motora do indivíduo, desde o início do seu tratamento clínico e acompanhando sua progressão e melhora ao longo do tempo. Essas ferramentas também ajudam na prescrição de dispositivos assistivos, se necessárias.

Os sistemas para análise de marcha com câmeras profissionais são excessivamente custosos, têm baixa portabilidade e, normalmente, necessitam da utilização de marcadores no corpo do indivíduo. Assim, o objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de um sistema com múltiplos sensores RGBd de baixo custo que conseguisse fazer a análise dos movimentos sem a utilização de marcadores.

Muitos dos trabalhos relacionados com Kinect para análise de marcha utilizam apenas um sensor, entretanto, com o intuito de aumentar o espaço de captura e melhorar a qualidade dos dados foi utilizado mais de um sensor. Este trabalho abrange várias áreas do conhecimento, tal como visão computacional, processamento digital de sinais, rede de computadores e biomecânica.

O sistema desenvolvido é capaz de fazer a fusão de dados de posição das articulações de um usuário proveniente de três sensores Kinect, utilizando o sistema ROS, sem a necessidade de marcadores reflexivos colocados no corpo. A partir dos dados de posição dos pés e do centro de massa do indivíduo, foi possível estimar parâmetros espaço-temporais da marcha humana de forma consistente.

A estimação dos parâmetros extrínsecos dos sensores e a sincronização dos tempos de cada computador utilizado são indispensáveis para o funcionamento do sistema. De fato, quanto melhor for a calibração e mais precisa a sincronização, melhor é a estimação dos dados (MÜLLER et al., 2017).

Levando-se em consideração a limitação da quantidade de sensores disponíveis para os testes e as características do sensor Kinect, montou-se uma configuração adequada para conseguir-se a maior área de captura possível.

O processamento dos dados foi essencial para que os parâmetros fossem estimados de forma correta, sendo possível perceber isto ao comparar os gráficos de deslocamento dos pés com o trabalho de Müller et al. (2017).

O sistema foi testado em um protocolo no qual, participantes deveriam pisar em marcações no chão com distâncias predefinidas, de forma a se avaliar a precisão do cálculo do passo e passada enquanto o participante caminha. Os testes foram realizados com 10 pessoas saudáveis, sendo repetidos cinco vezes para cada uma. Nos experimentos realizados, esperava-se que a média das medidas de comprimento de passo seria de 0,65 m e de 1,30 m para a passada. Os resultados obtidos são coerentes com esperado, sendo que, a média geral do comprimento de passo foi 0,65 m e o comprimento de passada foi de 1,31 m, com desvios padrão de 0,04 m em ambos, o que indica que as estimações foram precisas e consistentes ao longo dos testes. Os resultados foram considerados satisfatórios levando-se em conta a quantidade de informações disponibilizada e a precisão dos sensores.

Também foi realizada a análise da marcha livre dos participantes, sendo repetida também cinco vezes para cada participante. Os comprimentos de passos obtidos foram comparados com o resultado de Dolatabadi et al. (2016) que também utilizou sensores Kinect para análise de marcha. Os resultados foram semelhantes, mostrando um grande potencial para que o sistema desenvolvido nesta Dissertação de Mestrado possa ser utilizado em situações clínicas.

O sistema é escalável, ou seja, funciona com um maior número de sensores Kinect, e pode ser utilizado com várias configurações diferentes, sendo necessário apenas refazer a calibração extrínseca. Isto torna possível o desenvolvimento de outras aplicações, expandindo os resultados obtidos nesta pesquisa para outros cenários de avaliação motora.

## **6.2. Trabalhos futuros**

Para trabalhos futuros, a primeira proposta seria a utilização de um *setup* com maior número de sensores, e realizar a validação do sistema com a comparação direta com um sistema

comercial de análise de marcha. Também é necessário o desenvolvimento de um sistema para a identificação das fases da marcha automaticamente, como o contato do calcanhar com o chão, de forma a se obter uma estimação mais precisa dos parâmetros. A integração de sensores inerciais ao sistema tornaria isso possível (VALENCIA, 2015), além de aumentar o número de medidas disponíveis para o filtro de Kalman, tais como aceleração e orientação dos membros do corpo. Desta forma, melhorando a estimação e aumentando a quantidade de parâmetros que podem ser estimados.

Ao aplicar heurísticas e limitações ao *skeleton tracker*, como o tamanho dos ossos e hierarquia de articulações, pode-se também melhorar consideravelmente a estimação da posição das articulações do corpo (STOHNE, 2014).

O sistema foi desenvolvido utilizando o sistema ROS no sistema operacional *Linux*, entretanto, este já está sendo integrado ao *software Unity* em *Windows*. *Unity* é uma plataforma de desenvolvimento de jogos virtuais, bastante utilizada atualmente. Assim, será possível receber as informações de posição fusionadas fornecidas pelo sistema em um computador com sistema Operacional *Windows*. A partir disso podem ser desenvolvidos jogos virtuais convencionais e até jogos “sérios” utilizados para reabilitação de membros de pessoas que sofrem de alguma doença/deficiência que interfira na sua atividade motora.

### 6.3. Publicações realizadas nesta pesquisa

- **Artigos Publicados em Eventos Científicos:**

CARVALHO, T. L.; RAMIREZ, A. A. D.; FRIZERA, A.; BASTOS, T. F. **Sistema Multi-Câmeras RGBd para Cálculo de Parâmetros Espaço-Temporais da Marcha Humana.** IX Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo e la Discapacidad - IBERDISCAP, 40-47. 2017.

AVELLAR, L. M.; CARVALHO, T. L.; RINALDI, N.; FRIZERA, A. **Proposta de uma Rede Heterogênea de Sensores para Análise de Marcha Combinada com Tarefa de Preensão.** IX Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo e la Discapacidad - IBERDISCAP, 101-107. 2017.

CARVALHO, T. L.; RAMIREZ, A. A. D.; FRIZERA, A.; BASTOS, T. F. **Estudo de precisão de uma plataforma Multi Câmeras RGBd para sistemas de reabilitação.** Anais do V Congresso Brasileiro de Eletromiografia e Cinesiologia e X Simpósio de Engenharia Biomédica - COBEC, 516-519. Uberlândia. 2018.

- **Artigos Aceitos para Publicação em Eventos Científicos:**

JIMÉNEZ, N.V.; RAMIREZ, A.; CARVALHO, T. L.; SANTOS, D.; SOUZA, M.; FRIZERA, A.; BASTOS, T. F. **Development of a Game-Based System for Children with Down Syndrome.** 6th International Conference on Serious Games and Applications for Health, IEEE SeGAH 2018. 2018.

## Referências Bibliográficas

- ATRSAEI, A.; SALARIEH, H.; ALASTY, A. **Human Arm Motion Tracking by Orientation-Based Fusion of Inertial Sensors and Kinect Using Unscented Kalman Filter**. Journal of Biomechanic Engineering. 2016, 138.
- ARMAND, S.; DECOULON, G.; BONNEFOY-MAZURE, A. **Gait analysis in children with cerebral palsy**. *EFORT Open Reviews*. 1(12), 448-460, 2016.
- BAKER, R. **Gait Analysis methods in rehabilitation**. In Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 3(4), 2006. doi:10.1186/1743-0003-3-4. Available at: <http://www.jneuroengrehab.com/content/3/1/4>.
- BARRIS, S.; BUTTON, C. **A Review of Vision-Based Motion Analysis in Sport**. Sports Medicine, 38(12), 19, 2008.
- BAAN, H.; DUBBELDAM, R.; NENE, A. V.; VAN DE LAAR, M. F. J. **Gait analysis of the in patients with rheumatoid arthritis: a systematic review**. Seminars in Arthritis and Rheumatism, 41(6), 768–788, 2012.
- BIOMECHANICAL SOLUTIONS, **Motion Anaylsis**, Biomechanical Products, 2015. Available at: [http://bme.gr/index.php?option=com\\_content&view=article&id=42&Itemid=223](http://bme.gr/index.php?option=com_content&view=article&id=42&Itemid=223).
- BOFFANO, M.; BERTOLO, C.; AGOSTINI, V.; CARLONE, M.; KNAFLITZ, L.; MARCANTONIO, L.; PIANA, R. **Limb reconstruction with knee mega-prosthesis in patients with distal femir primary tumors: gait analysis and alignment evaluation**. Proceedings of 27th Annual Meeting of the European Musculo-Skeletal Oncology Society, 67, 2014.
- BONNECHÈRE, B. et al. **What are the current limits of the Kinect TM sensor ?**. Proceedings of 9th International Conference on Disability, Virtual Reality & Associated Technologies, Laval, France, 287–294, 2012.
- BÔRTOLE, M. **Robotic exoskeleton with an assist-as-needed control strategy for gait rehabilitation after stroke**. PhD (Thesis), Univerdidad Carlos III de Madrid, 2014.
- BOURGEOIS A. B.; MARIANI, B.; AMINIAN, K.; ZAMBELLI, P.Y.; NEWMAN, C.J. **Spatio-temporal gait analysis in children with cerebral palsy using, foot-worn inertial sensors**. In Gait & Posture, 39, 436-442, 2014. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636213005870>. Visited in: 25/11/2017
- BÜNGER, M. **Evaluation of Skeleton Trackers and Gesture Recognition for Interaction**. Master thesis. Aalborg University, Department of Architecture, Design & Media Technology Fredrik. Aalborg, Denmark. 2013.

- BURRUS, N. **Kinect Calibration.** Available at: <http://nicolas.burrus.name/index.php/Research/KinectCalibration>. Visited in: 10/01/2018.
- CAMPOS, G. P. **Sistema para fisioterapia baseado na plataforma Kinect.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores). Faculdade de Engenharia. Universidade do Porto. Porto. 2013.
- CIMOLIN, V.; GALLI, M.; VIMERCATI, S. L.; ALBERTINI, G. **Use of the gait deviation index for the assessment of gastrocnemius fascia lengthening in children with cerebral palsy.** Research in Developmental Disabilities, 32(1), 377–381, 2011.
- CZERNIECKI, J. M.; GITTER, A. J.; **Gait analysis in the amputee: Has it helped the amputee or contributed to the development of improved prosthetic components.** Gait & Posture, 4(1), 258-268, 1996.
- DOLATABADI, E.; TAATI, B.; MIHAILIDIS, A. **Concurrent validity of the Microsoft Kinect for Windows v2 for measuring spatiotemporal gait parameters.** In Medical Engineering & Physics, 38(9), 952-958, 2016. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350453316301291>.
- DUBOIS, A.; CHARPILLET, F. **A Gait Analysis Method Based on a Depth Camera for Fall Prevention.** In proceedings of 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), USA, 2014.
- DUMAS, R.; BRANEMARK, R.; FROSSARD, L. **Gait Analysis of Transfemoral Amputees: Errors in Inverse Dynamics Are Substantial and Depend on Prosthetic Design,** in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 25(6), 679-685, 2017.
- DURRANT-WHYTE, H. **Multi Sensor Data Fusion.** Australian Centre for Field Robotics, The University of Sydney. 2001. Available at <http://www.acfr.edu.au/pdfs/training/multiSensorDataFusion/dataFusionNotes.pdf>. Visited in: November 17, 2017
- ELTOUKHY, M.; OH, J.; KUENZE, C.; SIGNORILE, J. **Improved kinect-based spatiotemporal and kinematic treadmill gait assessment.** In Gait & Posture, 51, 77-83, 2017. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636216306026>.
- ENGESBERG, J. R.; TUCKER, C.; OUNPUU, S.; WREN, T. A.; SISTO, S.A.; KAUFMAN, K. R. **Gait and Clinical Movement Analysis Research Priorities: 2007 Update from Research Committee of the Gait and Clinical Movement Analysis Society.** Gait Posture, 29(2), 169-171. 2009.
- ESHRAHGI A.; ABU OSMAN N.A.; KARIMI M.; GHOLIZADEH, H.; SOODMAND, E.; ABAS, W. A. B. W. **Gait Biomechanics of Individuals with Transtibial Amputation: Effect of Suspension System.** In Journal PLOS ONE, 9(5), 2014.

- ESQUENAZI, A. **Gait Analysis in Lower-Limb Amputation and Prosthetic Rehabilitation.** In Journal Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America, 25, 153-167, 2014. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047965113000739>
- FAVRE, J.; JOLLER, B.M. **Gait analysis of patients with knee osteoarthritis highlights a pathological mechanical pathway and provides a basis for therapeutic interventions.** *EFORT Open Reviews*. 2016; 1(10), 368-374.
- FENG, S. **Sensor Fusion with Gaussian Processes.** Phd Tesis. School of Computing Science, University of Glasgow. 2014.
- FERNÁNDEZ, A. B.; LLIGADAS, X.; SUSÍN, A. **Biomechanical validation of upper-body and lower-body joint movements of kinect motion capture data for rehabilitation treatments.** Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS) , 656–661. 2012.
- FREED, A.; CHAN, A. D. C.; LEMAIRE, E. D.; PARUSH, A. **Wearable EMG analysis for rehabilitation (WEAR) - Surface electromyography in clinical gait analysis.** Proceedings of 2011 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications (MeMeA), 601 – 604, 2011.
- FORNER-CORDERO, A.; KOOPMAN, H.J.F.M.; VAN DER HELM, F.C.T. **Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces.** Journal of Biomechanics, 37(9), 1427–1432, 2004.
- GABEL, M.; GILAD-BACHRANCH, R.; RENSHAW, E., SCHUSTER, A. **Full body gait analysis with Kinect.** In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 1964–1967, 2012.
- GEERSE, D.J.; COOLEN, B.H.; ROERDINK, M. **Kinematic Validation of a Multi-Kinect v2 Instrumented 10-Meter Walkway for Quantitative Gait Assessments.** PLoS ONE 10(10), 2015.
- GEISELHART, F.; OTTOB, M.; RUKZIOA, E. **On the use of Multi-Depth-Camera based Motion Tracking Systems in Production Planning Environments.** In 48th Conference on Manufacturing Systems (CMS), Procedia CIRP, 41, 759-764, 2016.
- GIL-AGUDO, A.; PÉREZ, S.; FORNER, A.; PÉREZ, E.; CRESPO, B.; DEL AMA, A. **Gait kinematic analysis in patients with a mild form of central cord syndrome.** Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 8(1), 7, 2011.
- GIVON, U; ZEILIG, G.; ACHIRON, A. **Gait analysis in multiple sclerosis: Characterization of temporal-spatial parameters using GAITRite functional ambulation system.** In Gait & Posture, 29, 138-142, 2009. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636208002099>
- GÓMEZ, M.; LÓPEZ DE SUBIJANA, C.; URENDES, E.; NAVARRO, E. **Validation of a Marker Model for Gait Analysis with Wearable Exoskeletons.** Journal of Mechanics Engineering and Automation, 5, 407-410, 2015.



- GORTER, J.W.; HARVEY, A. **Video analysis for ambulatory children with cerebral palsy: why, when, where and how.** *Gait & Posture*, 33, 501-503, 2010.
- GREWAL, M. S.; ANDREWS, A. P.. **Kalman filtering: theory and practice using MATLAB.** 3rd ed. Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey. 2008.
- HAMILL, J.; KNUTZEN, K. M. **Biomechanical basis of human movement.** *Medicine & Science in Sports & Exercise* (3rd ed.), 2009.
- HERNÁNDEZ-CASTILLO, A.; ÁLVAREZ-CAMACHO, M.; SÁNCHEZ-ARÉVALO, F. M. **Protocolo para el análisis funcional de prótesis para pacientes con amputación parcial de pie.** *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 34(1), 97–107, 2013.
- HERR, H. M.; GRABOWSKI, A. M. **Bionic ankle-foot prosthesis normalizes walking gait for persons with leg amputation.** *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 279(1728), 457–464, 2012.
- HSU, A. L.; TANG, P. F.; JAN, M. H. **Analysis of impairments influencing gait velocity and asymmetry of hemiplegic patients after mild to moderate stroke.** *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 84(8), 1185–1193, 2003.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Censo Demográfico 2017**, 2017.
- JIMÉNEZ, N. J. V. **Sistema de reabilitação de membros superiores através de ambiente virtual baseado em kinect e sinais mioelétricos.** Dissertação - (Mestrado em Engenharia Elétrica). Centro Tecnológico. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória. 2016.
- KAVANAGH, J. J.; MENZ, H. B. **Accelerometry: a technique for quantifying movement patterns during walking.** *Gait & Posture*, 28(1), 1–15, 2008.
- KHALEGHI, B.; KHAMIS, A.; KARRAY, F. O.; RAZAVI, S.N. **Multisensor data fusion: a review of the state-of-the-art.** *Information Fusion*, 14, 28–44, 2013.
- KIRTLEY, C. **Clinical Gait Analysis - Theory and Practice** (1th ed). Churchill Livingstone – Elsevier, 2006.
- KITSIKIDIS, A.; DIMITROPOULOS, K. DOUKA, S.; GRAMMALIDIS, N. **Dance Analysis using Multiple Kinect Sensors.** In *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, Lisbon, Portugal, 5-8. 2014.
- KO, D. W.; MOON, S.; PARK, Y.; SUH, I. H. **Multiple Kinect Sensor Fusion for Human Skeleton Tracking Using Kalman Filtering.** *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016.
- LI, S.; PATHIRANA, P. N. CAELLI, T. **Multi-kinect skeleton fusion for physical rehabilitation monitoring.** In *36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 5060-5063. 2014

- MARASOVIC, T; CECIC, M.; ZANCHI, V. **Analysis and interpretation of ground reaction forces in normal gait.** In World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS) Journal, 8(9), 1105-1114, Wisconsin, USA, 2009.
- MCCAMLEY, J. **GAIT ANALYSIS USING A SINGLE WEARABLE INERTIAL MEASUREMENT UNIT.** PhD (Thesis in Bioengineering). Università degli Studi di Bologna. 2013. Universidade de Bolonha.
- MEDVED, V. **Measurement of human locomotion.** CRC Press, pp. 255, 2000.
- MICROSOFT, 2017. Available at: <https://developer.microsoft.com/pt-br/windows/kinect>
- MILLS, D. L. **Computer Network Time Synchronization: the Network Time Protocol.** CRC Press, pp. 304, 2006.
- MILLS, D. L. **On the Accuracy and Stability of Clocks Synchronized by the Network Time Protocol in the Internet System.** In journal ACM Computer Communication Review, 20 , 65-75, 1990.
- MITRA, S. K. **Digital Signal Processing.** 2nd Ed. New York: McGraw-Hill, 2001.
- MOON, S.; PARK, Y.; KO, D. W.; SUH, I. H. **Multiple Kinect Sensor Fusion for Human Skeleton Tracking Using Kalman Filtering.** International Journal of Advanced Robotic System, 13(65), 2016.
- MOURA, E. G. X. **Desenvolvimento de um sistema de captura de baixo custo destinado a determinação da cinemática humana.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Natal. 2015.
- MÜLLER, B.; IIG, W.; GIESE, M.A.; LUDOLPH, N. **Validation of enhanced kinect sensor based motion capturing for gait assessment.** Journal PLoS ONE, 12(4).
- MUNARO, M.; BASSO, F.; MENEGATTI, E. **OpenPTrack : Open source multi-camera calibration and people tracking for RGB-D camera networks.** Robotics and Autonomous Systems, 75, 525–538, 2016.
- MURO-DE-LA-HERRAN, A; GARCÍA-ZAPIRAIN, B.; MÉNDEZ-ZORRILLA, A. **Gait analysis methods: an overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications.** Sensors, 14(2), 3362–3394, 2014.
- MUTTO, C. D.; GUIDO, P.Z.; CORTELAZZO, M. **Time-of-Flight Cameras and Microsoft Kinect™.** SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering, 2012. Available at: <http://ltm.dei.unipd.it/nuovo/Papers/ToF-Kinect-book.pdf>. Visited in: 12/01/2018
- NATURALPOINT, INC. **Optitrack.** 2017. Available from: <http://optitrack.com>
- OPENNI. 2017. Available at: <http://www.openni.ru/>

- OPENNI. **OpenNI/NiTE 2 Migration Guide – Transitioning from OpenNI/NiTE 1.5 to OpenNI/NiTE 2**, 2013. Available at: <http://openni.ru/openni-migration-guide/index.html>
- ORGANIZATION., W. H. **World health statistics 2015**. [S.l.: s.n.], 1, 2015.
- PONS, J.L.; MORENO, J.C.; TORRICELLI, D.; TAYLOR, J.S. **Principles of human locomotion: a review\***. In Proceedings of 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 2013.
- PRIMESENSE, **PrimeSense™ NITE Algorithms 1.5**. 2011. Available at: <http://www.openni.ru/wp-content/uploads/2013/02/NITE-Algorithms.pdf>
- QUEVEDO, A. A. F. **Avaliação cinesiológica de baixo custo aplicada á reabilitação da locomoção**. Motriz, Journal of Physical Education, UNESP. 5(1), 1999.
- QUIGLEY, M.; GERKEY, B.; CONLEY, K; FAURT, J.; FOOTE, T.; LEIBS, J.; WHEELER, R.; NG, Andrew. **ROS: an open-source Robot Operating System**. Conference Paper in ICRA Workshop on Open Source Software, 3(2), 2009.
- RIETMAN, J. S.; POSTERMA, K.; GEERTZEN, J. H. **Gait analysis in prosthetics: Opinions, ideas and conclusions**. Prosthetics and Orthotics International, 26, 50 – 57, 2002.
- RIBEIRO, M. I. **Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties**. Institute for Systems and Robotics, Instituto Superior Técnico, Lisboa PORTUGAL. 2004. Visited in: 08/11/2017. Available at: <http://users.isr.ist.utl.pt/~mir/pub/kalman.pdf>
- RINALDI, N. M.; MORAES, R. **Older Adults with history of falls are unable to perform walkin and prehension moviments simultaneously**. NEUROSCIENCE, 316, 249–260, 2016.
- ROBOT OPERATING SYSTEM. **About ROS**. 2017. Available in: <http://www.ros.org/about-ros/>
- SALBACH, N.M.; O'BRIEN, K.K.; BROOKS, D; IRVIN, E.; MARTINO, R.; TAKHAR, P. **Reference values for standardized tests of walking speed and distance: a systematic review**. Gait Posture, 41(2), 341–360. 2015.
- SANZ-MERODIO, D.; CESTARI, M.;AREVALO, J. C.; GARCIA, E. **Gait parameter adaptation for lower-limb exoskeletons**. In proceedings of International Work-Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 667-675, 2013. Available at: [http://iwbbio.ugr.es/papers/iwbbio\\_107.pdf](http://iwbbio.ugr.es/papers/iwbbio_107.pdf). Visited in: 10/12/2017.
- SARAPH, V.; ZWICK, E. B.; ZWICK, G.; STEINWENDER, C.; STEINWENDER, G.; LINHART, W. **Multilevel Surgery in Spastic Diplegia: Evaluation by Physical Examination and Gait Analysis in 25 Children**. Journal of Pediatric Orthopaedics, 22(2), 150-157, 2002.

- SARBOLANDI, H.; LEFLOCH, D.; KOLB, A. **Kinect range sensing: Structured-light versus Time-of-Flight Kinect**. In *Computer Vision and Image Understanding*, 139, 1-20, 2015. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314215001071>.
- SENDEN, R.; SAVELBERG, H. H. C. M.; GRIMM, B.; HEYLIGERS, I. C.; MEIJER, K. **Accelerometry-based gait analysis: an additional objective approach to screen subjects at risk for falling**. *Gait & Posture*, 36(2), 296–300, 2012.
- SIMON, S. R. **Quantification of human motion: gait analysis - benefits and limitations to its application to clinical problems**. *Journal of Biomechanics*, 37(12), 1869–1880, 2004.
- SIN, H.; LEE, G. **Additional Virtual Reality Training Using Xbox Kinect in Stroke Survivors with Hemiplegia**. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 92, 871–880, 2013.
- SOUSA, A. S. P. **Análise da marcha baseada numa correlação multifactorial**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica). Universidade do Porto, FEUP, Porto, 2008.
- STARCK, J.; HILTON, A. **Surface Capture for Performance-Based Animation**. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 27(3), 2007.
- STOHNE, V. **Real-time filtering for human pose estimation using multiple Kinects**. Master-Thesis in Computer Science. KTH - School of Computer Science and Communication. 2014. Stockholm, Sweden. Available at: <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:763335/FULLTEXT01.pdf>. Visited in: 16/11/2017
- STT Systems. **Clinical 3DMA**. 2017. Available at: <https://www.stt-systems.com/products/3d-optical-motion-capture/cycling-3dma/>
- SWINNEN, E., DUERINCK, S., BAEYENS, J. P., MEEUSEN, R., and KERCKHOFS, E. **Effectiveness of Robot-Assisted Gait Training in Persons with Spinal Cord Injury: A Systematic Review**. *J. Rehabil. Med.* 42, 520-526, 2010.
- TANNOUS, H.; ISTRATE, D.; BENLARDI-DELAÏ, A.; SARRAZIN, J.; GAMET, D.; HO BA THO, M. C.; DAO, T. T. **A New Multi-Sensor Fusion Scheme to Improve the Accuracy of Knee Flexion Kinematics for Functional Rehabilitation Movements**. *Sensors*, Switzerland, 16(11), 2016.
- TAO, W.; LIU, T.; ZHENG, R.; FENG, H. **Gait Analysis Using Wearable Sensors**. In *Journal Sensors*, 12, 2255-2283. 2012.
- THALER-KALL, K.; PETERS, A.; THORAND, B.; GRILL, E.; AUTENRIETH, C. S.; HORSCH, A.; MEISINGER, C. **Description of spatio-temporal gait parameters in elderly people and their association with history of falls: results of the population-based cross-sectional KORA-Age study**. *BMC Geriatrics*, 15(32), 2015.
- TIAN, Y.; MENG, X.; TAO, D.; LIU, D.; FENG, C. **Upper limb motion tracking with the integration of IMU and Kinect**. *Neurocomputing*, 159, 207–218, 2015.

- TIEN, I.; GLASER, S. D.; AMINOFF, M. J. **Characterization of gait abnormalities in Parkinson's disease using a wireless inertial sensor system.** Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 3353–3356, 2010.
- UNITED NATIONS, Department of Economic and Social Affairs, Population Division. **World Population Ageing 2015.** United Nations: New York, NY, USA, 2015. Available at: [http://www.un.org/en/development/desa/population/publications/pdf/ageing/WPA2015\\_Report.pdf](http://www.un.org/en/development/desa/population/publications/pdf/ageing/WPA2015_Report.pdf).
- VALENCIA, L. S. V. **Sensor-to-Body calibration procedure and definition of anatomical sensors.** 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia elétrica). Universidade Federal do Espírito Santo, UFES. Vitória. 2015.
- VICON. 2017. Available at: <http://www.vicon.com/>
- WAHAB, Y.; BAKAR, N. A. **Gait Analysis measurement for sport application based on ultrasonic system.** Conference paper of 15th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE). 2011.
- WELCH, G.; BISHOP, G. **An Introduction to the Kalman Filter.** Department of Computer Science, University of North Carolina, Chapel Hill, 2001. Available at: [http://www.cs.unc.edu/~tracker/media/pdf/SIGGRAPH2001\\_CoursePack\\_08.pdf](http://www.cs.unc.edu/~tracker/media/pdf/SIGGRAPH2001_CoursePack_08.pdf). Visited in: 08/11/2017
- WHITTLE, M. W. **Gait analysis: an introduction** (4th ed.). Butterworth Heinemann, 2007.
- WIIK, A. V. **Gait Analysis Using an Instrumented Treadmill.** Phd Thesis in Medicine. Department of Surgery and Cancer of Imperial College London. 2016.
- WINDOLF, M.; GORZEN, N.; MORLOCK, M.. **Systematic accuracy and precision analysis of video motion capturing systems-exemplified on the vicon-460 system.** Journal of Biomechanics, 41(12), 2776-2780, 2008.
- WINTER, D. A. **Biomechanics and motor control of human movement.** Motor Control. John Wiley & Sons, 2009.
- WIRZ, M.; BASTIANEN, C.; BIE, R.; DIETZ, V. **Effectiveness of Automated Locomotor Training in Patients with Acute Incomplete Spinal Cord Injury: A Randomized Controlled Multicenter Trial.** In Journal BMC Neurology, 11(60), 2011.
- ZHANG J.; SHEN, L.; SHEN, LIXING.; LI, A. **Gait Analysis of Powered Bionic Lower Prosthesis.** Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2010, Tianjin, China.